



Hugo Miguel da Silva Pereira

Licenciatura em Engenharia Biomédica

Reconhecimento de artefactos relativos à fala em registos de EEG

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em
Engenharia Biomédica

Orientadora : Carla Quintão, Professora Auxiliar,
FCT-UNL

Co-orientador : Ricardo Vigário, Adjunt Professor,
Aalto University School of Science

Júri:

Presidente: Doutora Maria Adelaide de Almeida Pedro de Jesus

Arguente: Doutor Mário António Basto Forjaz Secca

Vogal: Doutora Carla Maria Quintão Pereira



FACULDADE DE
CIÊNCIAS E TECNOLOGIA
UNIVERSIDADE NOVA DE LISBOA

Setembro, 2012

Reconhecimento de artefactos relativos à fala em registos de EEG

Copyright © Hugo Miguel da Silva Pereira, Faculdade de Ciências e Tecnologia, Universidade Nova de Lisboa

A Faculdade de Ciências e Tecnologia e a Universidade Nova de Lisboa têm o direito, perpétuo e sem limites geográficos, de arquivar e publicar esta dissertação através de exemplares impressos reproduzidos em papel ou de forma digital, ou por qualquer outro meio conhecido ou que venha a ser inventado, e de a divulgar através de repositórios científicos e de admitir a sua cópia e distribuição com objectivos educacionais ou de investigação, não comerciais, desde que seja dado crédito ao autor e editor.

Aos meus avós

Agradecimentos

Ao longo do meu percurso académico, várias são as pessoas às quais eu devo a minha gratidão pela sua presença, disponibilidade e amizade. É com agrado que aproveito esta oportunidade para agradecer a todos aqueles que tornaram possível a conclusão de mais uma etapa importante do meu percurso.

Gostaria de agradecer à minha orientadora, a Professora Carla Quintão, por toda a sua disponibilidade e orientação constante ao longo deste trabalho. Um muito obrigado por ter estado sempre presente com sugestões e soluções que foram importantes para o decorrer do projeto.

Ao Professor Ricardo Vigário, cujas sugestões foram muito importantes para que alguns problemas fossem ultrapassados.

A todos colegas que ao longo do curso se foram tornando grandes amigos. Em especial: Ana arruda, Ana Frazão, Ana Valente, Carlos César, Fernando Mota, Filipe Catarino, Filipe Rodrigues, João Martins, João Santinha, Joaquim Horta, Leonardo Martins, Mafalda Fernandes, Nuno Fernandes, Pedro Cascalho, Rita Carvalho, Rita Rosa, Rui Lucena, Sara Gil, Sérgio Mendes, Susana Gaspar e Susana Martinho. Com certeza, sem a vossa presença esta não teria sido uma experiência tão gratificante e cheia de boas memórias.

A todos artistas que passaram pelo Novo Núcleo Teatro e em especial à Carolina Thadeu, Éloi Barros, Joana Martins, Nádia Yoshi, Mauro Soares, Sandra Hung, Mariana Queiroz e Alexandre Calado. Obrigado a todos por me ajudarem a conhecer um pouco mais sobre mim e sobre o mundo.

Por fim, gostaria de agradecer à minha família por todo o carinho e apoio ao longo da minha vida. Um muito obrigado aos meus pais, avós e irmã por estarem sempre do meu lado e por me ajudarem a cumprir os meus objetivos.

Resumo

Registos eletroencefalográficos envolvendo produção de linguagem oral, são geralmente muito contaminados por artefactos musculares resultantes da articulação das palavras. A sua presença constitui um importante problema no processamento dos referidos registos, podendo mesmo interferir na interpretação dos mesmos e levar a conclusões erróneas. Vários estudos recentes têm vindo a comprovar a aplicabilidade da Análise em Componentes Independentes a dados de eletroencefalografia, permitindo a separação de componentes com origem neuronal das restantes. Tendo por base este facto, procedeu-se ao registo simultâneo de sinais eletroencefalográficos e eletromiográficos de um indivíduo realizando tarefas envolvendo a fala. De seguida, recorrendo à referida análise, bem como a técnicas de correlação entre o eletroencefalograma e o eletromiograma, desenvolveu-se um processo automático de identificação e remoção das componentes indesejáveis. A reconstrução do sinal é então feita, minimizando a presença de artefactos gerados pela articulação de palavras.

Palavras-chave: Análise de Componentes Independentes, ACI, eletroencefalograma, EEG, remoção de artefactos, linguagem, FastICA

Abstract

Electroencephalographic records, involving oral language production, are generally very contaminated by muscular artifacts resultant from words articulation. Its presence constitutes an important problem in the processing of said records, and might even interfere in their interpretation and lead to false conclusions. Several studies have confirmed the applicability of the Independent Components Analysis to electroencephalographic data, allowing for the separation of neural originated components from the remaining ones. Based on this fact, electroencephalographic and electromyographic data was acquired, simultaneously, while the individual was performing tasks involving speech. Then, using the referred analysis as well as techniques of correlation between the electroencephalogram and the electromyogram an automatic process of identification and removal of undesired components was developed. Ultimately, the signal reconstruction was then performed by minimizing the presence of artifacts generated through speech.

Keywords: Independent Component Analysis, ICA, Electroencephalogram, EEG, Artifact removal, Speech production, FastICA

Conteúdo

Lista de Figuras	xv
Lista de Tabelas	xix
Lista de Acrónimos	xxi
1 Introdução	1
1.1 Enquadramento e Estado da Arte	1
1.2 Estrutura da Tese	4
2 Eletroencefalograma	5
2.1 Origem das ondas cerebrais	5
2.2 Actividade normal de um adulto	9
2.3 Aspectos técnicos	10
2.4 Artefactos	11
2.4.1 Artefactos não fisiológicos	12
2.4.2 Artefactos fisiológicos	13
3 Análise em Componentes Independentes	19
3.1 Definição	19
3.2 Restrições e ambiguidades	20
3.3 Medidas de não gaussianidade	22
3.4 Pré-processamento	23
3.4.1 Centrar os sinais	23
3.4.2 Branqueamento dos dados	23
3.5 <i>FastICA</i>	24
3.6 Correção de artefactos no EEG	25
4 Procedimento Experimental	27
4.1 <i>Software</i> utilizado	27

4.2	Aquisição de dados	27
4.3	Aplicação do <i>FastICA</i>	29
4.4	Identificação das componentes com artefactos	29
5	Apresentação e Discussão dos Resultados	35
5.1	Abrir e fechar a boca	35
5.2	Pronunciar a letra O	41
5.3	Movimento da língua	46
6	Conclusões	53
6.1	Sumário da Tese e Objectivos atingidos	53
6.2	Limitações e Perspectivas futuras	54
	Bibliografia	57
A	Registos de EMG e respetivas CI	63
B	Tabelas de Correlações	67

Lista de Figuras

2.1	(a) Desenho esquemático de um neurónio e das células neurogliais. Os neurónios possuem um carácter laminar enquanto que as células neurogliais estão localizadas entre os neurónios. (b) Esquema das diferentes estruturas de um neurónio.	6
2.2	Potencial de ação. 1- Repouso; 2 - Despolarização devido à entrada de iões Na^+ ; 3 - Repolarização devido à entrada de iões K^+ ; 4 - Hiperpolarização devido ao fecho tardio dos canais de K^+	7
2.3	(a) Exemplos dos diferentes tipos de onda que podem ser encontrados num EEG. Adaptado de. (b) Exemplo de um registo eletroencefalográfico onde é visível o aparecimento de ondas alfa nos elétrodos correspondentes às zonas occipitais e parietais.	10
2.4	Posições dos elétrodos segundo o Sistema Internacional 10/20.	11
2.5	Vários tipos de artefactos presentes num EEG. (a) Artefacto ocular: piscar os olhos; (b)Artefacto ocular: movimento horizontal do globo ocular; (c) Artefacto muscular; (d) Artefacto devido ao movimento de um elétrodo. Adaptado de	12
2.6	(A) Registo de um EEG contaminado com artefactos de 60 Hz no elétrodo O_1 ; (B) O mesmo registo de EEG com um fitro <i>notch</i> de 60 Hz.	13
2.7	Modelo do olho como um dipolo elétrico onde o lado positivo se encontra orientado anteriormente.	14
2.8	Registos de EEG e as respectivas representações topográficas dos artefactos oculares resultantes do piscar de olhos. Na imagem estão representados 10 registos diferentes do canal $Fp1$ do sistema internacional 10/20 no caso da montagem com 30 canais, com 68 e 128 canais. A representação topográfica é mostrada com base na média dos potenciais gerados pelos artefactos oculares.	15
2.9	Comparação entre o registo do canal F4 com o músculo tenso (a vermelho) e com o músculo relaxdo (a verde).	16

2.10	EEG contaminado com artefactos resultantes da contracção do músculo frontal. Do lado direito pode observar-se o espectro de dois canais com o músculo tenso (linha a tracejado) e com o músculo relaxado (linha a cheio)	16
3.1	Função de densidade de uma distribuição super-gaussiana (a), uma distribuição gaussiana (b) e uma distribuição sub-gaussiana (c).	22
3.2	Remoção de artefactos por ACI. Da esquerda para a direita é possível observar um EEG de 3 segundos, as respetivas componentes independentes, os mapas topográficos de quatro componentes seleccionadas para remover e por fim o EEG corrigido. É visível que os dois primeiros mapas topográficos representam artefactos oculares e os outros dois representam atividade muscular com origem temporal.	26
4.1	(a) Distribuição dos eléktodos durante a aquisição de sinal. A azul os eléktodos de EEG e a vermelhos os eléktodos de EMG facial. (b) Foto ilustrativa da localização dos eléktodos. (c) Foto ilustrativa da posição do sujeito no decorrer do registo.	28
4.2	(a) Em cima, um segmento de 5 segundos de EEG e em baixo a o EMG registado em simultâneo. (b) Em cima, componentes independentes do EEG e em baixo as componentes independentes do EMG. Tanto em (a) como em (b) é possível observar a existência de três artefactos mais evidentes: um muscular durante o primeiro segundo, e dois oculares durante o terceiro segundo e entre o quarto e o quinto segundo. De notar que após a separação em componentes, foi possível observar um artefacto muscular na componente 3 que surge no mesmo instante que o segundo artefacto ocular.	30
4.3	No gráfico superior é possível observar o sinal de uma das componentes do EEG. No gráfico do meio é visível o quadrado da mesma componente. No gráfico de baixo é mostrado o sinal depois de ter sido aplicada a RMS ao sinal da componente elevada ao quadrado. É perceptível que após elevar cada uma das amostras ao quadrado torna-se evidente onde se encontra o artefacto pois é visível o surgimento de valores elevados em comparação com o restante sinal.	31
4.4	Resultado da aplicação do método descrito. A vermelho estão identificadas as componentes marcadas como artefactos e a azul as que se aceita que tenham origem neuronal.	33

5.1	Representação dos <i>clusters</i> obtidos a partir dos valores máximos e mínimos das correlações realizadas entre as RMS do quadrado das CI do EEG e EMG. No <i>cluster</i> 1, a azul, estão as componentes marcadas como artefactos e portanto que deverão ser removidas, enquanto que no <i>clusters</i> 2, a vermelho, estão as componentes que serão mantidas no sinal de EEG corrigido. Os numeros identificam as componentes.	36
5.2	(a) Componentes marcadas para rejeição (b) Mapas topográficos das componentes a rejeitar.	36
5.3	(a) Espectro do canal F7 antes e depois de corrigido (b) Espectro do canal O2 antes e depois de corrigido	37
5.4	Registo de EEG com artefactos resultantes do movimento de abrir e fechar a boca	40
5.5	Componentes independentes do EEG da Figura 5.4	40
5.6	EEG corrigido após remoção das componentes 2,4, 14, 29 e 32.	41
5.7	<i>Cluster</i> obtidos a partir dos valores máximos e mínimos das correlações realizadas entre as RMS do quadrado das CI do EEG e EMG. No <i>Cluster</i> 1), a vermelho, estão identificadas as componentes marcadas como artefactos e no azul as restantes. Os números identificam as componentes.	42
5.8	(a) Componentes marcadas como artefactos. (b) Mapas topográficos das componentes marcadas como artefactos.	43
5.9	(a) Espectro do canal FP1 antes e depois de corrigido (b) Espectro do canal PO4 antes e depois de corrigido	43
5.10	Registo de EEG com artefactos resultantes de pronunciar a letra O	45
5.11	Componentes independentes do EEG da Figura 5.10	45
5.12	EEG corrigido após a remoção das componentes 4, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 26 e 27.	46
5.13	<i>Cluster</i> obtido a partir dos valores máximos e mínimos das correlações entre as RMS do quadrado das CI do EEG e EMG. A azul, no <i>cluster</i> 1, encontram-se as componentes marcadas como artefactos e a vermelho no <i>cluster</i> , a vermelho, as restantes. Os numeros identificam as componentes.	47
5.14	(a) Componentes marcadas como artefactos. (b) Mapas topográficos das componentes marcadas como artefactos.	48
5.15	(a) Espectro do canal PO3 antes e depois de corrigido (b) Espectro do canal FP2 antes e depois de corrigido	48
5.16	Registo de 15 segundos de EEG contendo um artefacto resultante do movimento vertical da língua.	50
5.17	Componentes independentes do EEG da Figura 5.16	50
5.18	EEG corrigido após a remoção das componentes 2, 3, 6, 7, 9, 10, 11, 13, 15, 18, 19, 20, 23, 28, 30, 31 e 32.	51

Lista de Tabelas

2.1	Bandas de frequência de um EEG	9
4.1	Correlações entre as RMS das componentes independentes do EEG e as componentes independentes do EMG	32
5.1	Análise do segmento de EEG correspondente ao artefactos resultante do movimento de abrir e fechar a boca.	38
5.2	Análise do segmento de EEG com o artefacto resultante da pronúncia da letra O	44
5.3	Análise do segmento de EEG com o artefacto resultante do movimento da língua	49

Lista de Acrónimos

ACI	Análise em Componentes Independentes
ACP	Análise em Componentes Principais
CAD	Conversor Analógico-Digital
CI	Componentes Independentes
CNV	Variação Contingente Negativa
EEG	Eletroencefalograma
EMG	Eletromiograma
EOG	Eletro-oculograma
RMS	"Root Mean Square", Raiz Quadrática Média
SCF	Separação Cega de Fontes
SNP	Sistema Nervoso Central



Introdução

1.1 Enquadramento e Estado da Arte

Ao longo do tempo vários modelos relativos ao processamento da linguagem têm sido construídos com recurso a técnicas como o Eletroencefalograma (EEG) [1]. Em oposição, estudos que expliquem como é que o cérebro transforma esse processamento em discurso verbal, ainda estão consideravelmente subdesenvolvidos. Esta situação acontece porque quando ocorre a articulação durante a fala, são gerados artefactos que vão dificultar a análise do EEG. Entenda-se como artefacto o sinal que não é gerado pela atividade cerebral mas sim por outros responsáveis, neste caso, os potenciais gerados pela musculatura facial durante o discurso. Com o objetivo de reduzir estes artefactos, grande parte dos estudos relacionados com a linguagem são realizados evitando que ocorra articulação [2, 1]. Por exemplo, num estudo realizado por Van Turenhout *et al.* [3], foi pedido aos participantes para pressionarem em um de dois botões depois de lhes ser apresentada uma figura. Dependendo das características da palavra que descrevia a imagem, os indivíduos teriam que escolher qual dos botões pressionar. Desta forma, seria possível obter informações sobre o processamento de linguagem no cérebro sem a desvantagem de existirem artefactos musculares.

Apesar do método descrito anteriormente ser eficaz na redução dos artefactos, este tipo de procedimentos não permite perceber com clareza que processos cerebrais estão na origem do ato físico de falar, sendo apenas possível perceber como é que a linguagem é processada no cérebro. Além destas limitações, existem outros problemas associados a este tipo de procedimentos. Por exemplo, quando o indivíduo descodifica mentalmente o que lhe foi transmitido, não é certo que o faça da forma correta, ou seja, da forma que lhe foi solicitada pelo investigador pois, durante este processo, vários factores podem

condicionar a atenção do indivíduo em estudo comprometendo os resultados [2, 1].

Os problemas causados pela presença de artefactos nos registos de EEG estão presentes no estudo realizado por Brooker and Donald [4]. Aqui são discutidas as afirmações de diversos autores [5, 6, 7], onde uns concluem que durante o discurso falado existe uma lateralização esquerda dos potenciais corticais lentos enquanto que outros afirmam que esta lateralização tem uma natureza não neuronal. Para isso, Brooker and Donald, registaram em simultâneo medições de EEG e Eletromiografia (EMG) durante o discurso verbal e não verbal e demonstraram que os artefactos musculares podem ser confundidos com os potenciais gerados antes da vocalização. Desta forma, percebemos como os artefactos presentes num registo de EEG podem condicionar a correta interpretação dos dados e de como é importante a sua remoção ou correção.

Podemos dividir os artefactos em dois grupos: artefactos fisiológicos e não fisiológicos. Os primeiros resultam de interferências dos potenciais gerados em estruturas biológicas como, por exemplo, os olhos e os músculos da face. Os segundos são gerados por estruturas externas ao indivíduo, estando diretamente relacionados com o ambiente envolvente ou com os aparelhos de aquisição de sinal. Uma das opções para corrigir alguns tipos de artefactos será a aplicação de filtros. Contudo, a aplicação destes filtros acarreta alguns problemas no sentido em que, por vezes, o espectro de frequências do artefacto a ser removido se sobrepõe ao espectro de frequências de interesse do EEG, correndo-se o risco de eliminar informação importante [8].

Relativamente aos artefactos oculares existem atualmente vários métodos eficazes para a sua correção [9]. Muitos deles são baseados em métodos de regressão, tanto no domínio do tempo como no domínio das frequências, sendo utilizado um canal de referência como, por exemplo, o Eletro-oculograma (EOG). No entanto, ao utilizar-se este método corre-se o risco de se perder informação relevante do EEG, uma vez que o EOG além da informação referente aos movimentos oculares pode também conter sinal neuronal relevante [10].

Uma abordagem mais promissora para a identificação de artefactos será a utilização de técnicas de Separação Cega de Fontes (SCF). Quando aplicadas no EEG, este tipo de técnicas permitem decompor o sinal em fontes elementares de forma a ser possível distinguir o sinal de interesse do sinal contaminado com artefactos [2]. Existem vários métodos para aplicar a SCF, entre eles podemos referir a Análise em Componentes Principais (ACP) e a Análise em Componentes Independentes (ACI). A primeira usa técnicas de descorrelação para decompor o sinal em fontes elementares, enquanto que a segunda, baseia o seu método assumindo que as fontes a separar são estatisticamente independentes [11]. Comparando os dois métodos, a ACI é considerada superior quando se pretende aplicar o método a sinais de EEG com o objetivo de identificar e corrigir artefactos [10].

Para se entender melhor o conceito por de trás da ACI podemos usar o exemplo dado por Hyvärinen e Oja [12]. Imagine-se que numa sala estão, por exemplo, duas pessoas a falar em simultâneo. Nesta sala existem dois microfones em localizações diferentes e desconhecidas que são responsáveis pelo registo das vozes das duas pessoas. Cada um

dos registos de cada microfone resulta da soma ponderada do discurso de cada um dos indivíduos, que designamos por $s_1(t)$ e $s_2(t)$. Se os registos feitos pelos microfones forem designados por $x_1(t)$ e $x_2(t)$, onde t representa o índice de tempo, pode-se representá-los pelas seguintes equações lineares:

$$\begin{aligned} x_1(t) &= a_{11}s_1 + a_{12}s_2 \\ x_2(t) &= a_{21}s_1 + a_{22}s_2 \end{aligned} \quad (1.1)$$

onde a_{11} , a_{12} , a_{21} e a_{22} , são parâmetros que dependem da distância dos microfones aos indivíduos. Seria então de extrema utilidade conseguir estimar-se o discurso original $s_1(t)$ e $s_2(t)$ usando-se apenas os registos $x_1(t)$ e $x_2(t)$. De notar que os parâmetros a_{ij} são desconhecidos, dificultando assim a resolução deste problema designado por *cocktail-party*. Para estimar a_{ij} é necessário recorrer a alguma informação relativa às propriedades estatísticas dos sinais $s_i(t)$. Para isso, é suficiente assumir que, em determinado instante t , $s_1(t)$ e $s_2(t)$ são estatisticamente independentes. Assim, tendo por base a independência das componentes do sinal, é-nos permitido separar as duas fontes originais dos sinais $s_1(t)$ e $s_2(t)$ dos registos misturados $x_1(t)$ e $x_2(t)$.

A ACI foi desenvolvido para lidar com problemas semelhantes aos descritos anteriormente. Por exemplo, ao considerar-se um registo de EEG, percebe-se que ele é composto pela gravação de diversos potenciais elétricos em diversas localizações do escalpe. Estes registos resultam de uma mistura de potenciais cerebrais e de potenciais musculares sendo fácil observar uma semelhança entre este problema e o problema descrito anteriormente. Desta forma, através da ACI é possível separar-se as componentes do sinal neuronal e as componentes do sinal muscular que compõem o registo de EEG. Ao proceder-se a esta separação, torna-se mais fácil identificar e corrigir os artefactos melhorando a interpretação do EEG [13]. Vários artigos têm demonstrado a aplicabilidade da ACI em estudos de EEG [14, 15, 16, 17].

Nos últimos tempos têm surgido vários métodos automáticos que recorrem a algoritmos de ACI para corrigir artefactos no registo de EEG. Um dos primeiros estudos no sentido de automatizar a remoção de artefactos foi apresentado por Delorme *et al* [18] onde é descrito um processo semiautomático de rejeição de componentes independentes correspondentes a artefactos, baseado em propriedades estatísticas como a curtose e a entropia.

Em 2004, Joyce *et al* [19] apresentaram um método para remover artefactos oculares recorrendo a técnicas de SCF baseadas em estatísticas de segunda ordem (SOBI, do inglês *Second Order Blind Inference*) usando como referência os EOG recolhidos em simultâneo com o EEG. Yandong Li *et al* [20] também propuseram um método de remoção automática de artefactos oculares embora, neste caso, a correção seja feita recorrendo a processos de correlação entre as topografias das componentes independentes e um modelo representativo da topografia dos artefactos oculares.

Outro método de remoção de artefactos oculares, onde não é necessário o registo de

EOG, foi proposto por Gomez-Herrero *et al.* [21]. Aqui as componentes com informação relativa aos artefactos oculares são identificadas a partir do cálculo da dimensão fractal através do método de Sevcik. Segundo o artigo, os artefactos oculares são caracterizados por baixas frequências e podem ser facilmente identificados devido a uma baixa dimensão fractal. Já as componentes ricas em EEG são caracterizadas por uma maior dimensão fractal.

Em 2009 Viola *et al* [22] apresentam um algoritmo de remoção de artefactos baseado na correlação entre as componentes independentes e um modelo predefinido, sendo selecionadas e eliminadas as componentes que tenham um valor de correlação superior a um determinado *threshold*, que pode ser definido automaticamente ou pelo utilizador.

Tendo como base a aplicabilidade da ACI em registos de EEG, o trabalho aqui apresentado tem como objetivo identificar e remover de uma forma automática os artefactos musculares provenientes da articulação oral e permitir assim, um melhor estudo dos dados registados durante um EEG.

1.2 Estrutura da Tese

Após esta introdução irá ser apresentado no capítulo 2 uma breve descrição sobre EEG onde serão focadas as bases neurofisiológicas desta técnica. Serão também descritos os artefactos que poderão surgir durante um registo e de que forma a sua presença poderá influenciar a interpretação dos registos obtidos.

O capítulo 3 será dedicado à ACI, onde serão explicadas as suas bases matemáticas e de que forma este pode ser aplicado para a remoção de artefactos em eletroencefalografia. Será também feita referencia ao algoritmo utilizado para a realização deste trabalho, o *FastICA*.

No capítulo 4 será apresentada a metodologia usada na realização deste trabalho, seguindo-se no capítulo 5 a apresentação e discussão dos resultados obtidos.

Finalmente, no capítulo 6, serão apresentadas as conclusões relativas ao trabalho efetuado.



Eletroencefalograma

O eletroencefalograma (EEG) corresponde ao registo da variação da atividade elétrica do cérebro originada pela condução do impulso nervoso. Este registo é feito recorrendo a elétrodos que podem ser colocados no couro cabeludo ou na substância encefálica. Do registo da atividade elétrica do cérebro obtém-se um traçado contínuo, caracterizado por um padrão regular de ondas de frequência e amplitude variável, consoante os estados cerebrais. A análise do traçado do EEG permite observar uma série de padrões cíclicos, sob a forma de ondas. A comparação do traçado de um indivíduo com o padrão normal permite a deteção de diversas anomalias do funcionamento cerebral. Importante referir que os padrões de EEG variam de acordo com o desenvolvimento do Sistema Nervoso Central (SNC) e com o estado de vigília do indivíduo.

2.1 Origem das ondas cerebrais

O SNC apresenta essencialmente dois tipos de células: células nervosas ou neurónios e células neurogliais (Figura 2.1(a)). Cada uma destas células apresenta uma função específica. Os neurónios representam as unidades fundamentais do processamento e são responsáveis por todo o tratamento da informação envolvida nos processos cerebrais. Já as células neuróglia, que estão localizadas entre os neurónios, não aparentam ter uma função sobre o processamento da informação mas têm como principais funções proporcionar suporte e nutrição aos neurónios [23].

Tipicamente, um neurónio é constituído por quatro regiões diferenciadas: as dendrites, o corpo celular ou soma, o axónio e os seus terminais pré-sinápticos (Figura 2.1(b)). No corpo celular é onde ocorrem todos os processos metabólicos da célula. As dendrites são extensões da membrana exterior do neurónio e são eles que recebem sinais elétricos

provenientes de outros neurónios. Estes sinais são transmitidos através do axónio. O axónio encontra-se, de uma forma geral, do lado oposto à maioria das dendrites e é responsável pela condução da informação até outros neurónios ou até aos músculos. Muitos destes axónios são revestidos por uma camada de mielina que é interrompida nos locais designados por Nós de Ranvier. Este isolamento permite uma maior rapidez na distribuição da informação. Na extremidade terminal de cada axónio encontramos a fenda sináptica. É neste local que se estabelece a comunicação entre dois neurónios, através do contacto direto entre as membranas de ambos (sinapse elétrica) ou, mais comumente, mediada por neurotransmissores (sinapse química) [23].

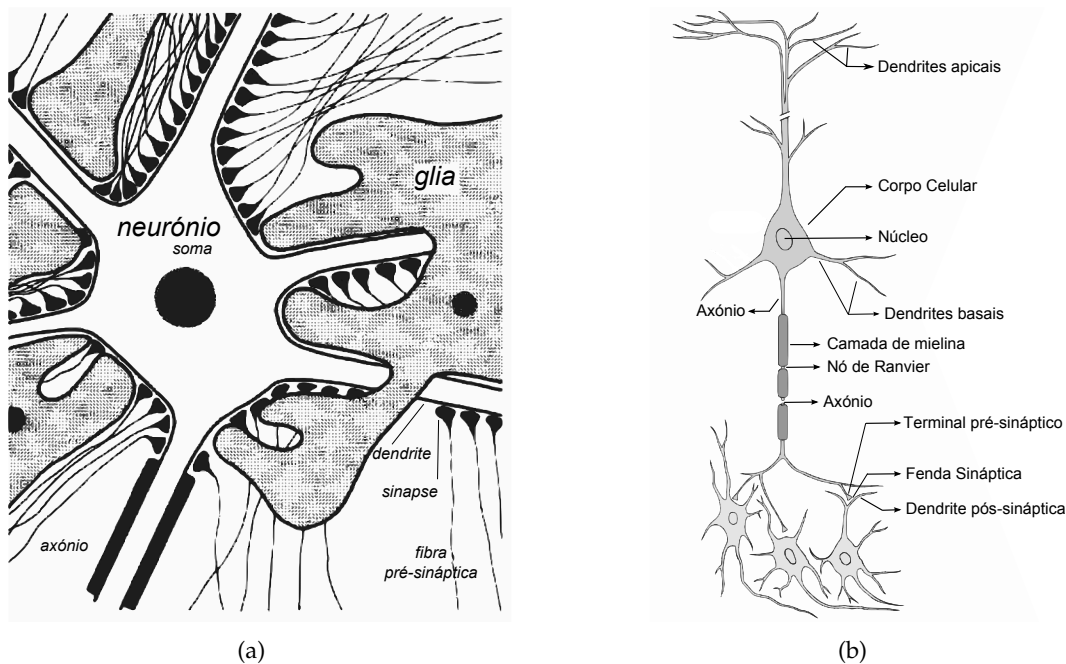


Figura 2.1: (a) Desenho esquemático de um neurónio e das células neurogliais. Os neurónios possuem um carácter laminar enquanto que as células neurogliais estão localizadas entre os neurónios. Adaptado de [24]. (b) Esquema das diferentes estruturas de um neurónio. Adaptado de [23].

Tanto as células neurogliais como os neurónios possuem, no seu estado de repouso, uma diferença de potencial transmembranar com polaridade negativa. Este potencial, designado por potencial de repouso de membrana, tem um valor típico de -70 mV e é mantido devido à diferença de iões específicos nos meios intra e extracelulares. Tipicamente existe um excesso de iões K^+ no meio intracelular e um excesso de iões Na^+ no meio extracelular o que vai provocar uma difusão dos iões K^+ do meio intracelular para o meio extracelular. Isto acontece pois no estado de repouso a membrana celular é mais permeável aos iões de K^+ do que aos iões de Na^+ . No entanto, com a presença de canais de Na^+ abertos na membrana celular, ainda que em menor número do que os de k^+ , alguns destes iões vão fluir para o meio intracelular, impedindo que o potencial de equilíbrio de K^+ seja atingido, observando-se, uma ligeira diminuição no valor absoluto

da diferença de potencial. Com a contínua movimentação de iões através da membrana era de esperar que se desse um aumento do potencial da célula, o que não acontece devido à existência de mecanismos de transporte ativo. Desta forma, através do transporte de K^+ para o interior da célula e Na^+ para o exterior, a diferença de potencial é mantida [25]. Este mecanismo é designado por bomba de sódio/potássio e ocorre com gasto de energia.

Para a geração do potencial de acção é necessário que a célula, que se encontra em repouso, atinja um determinado limiar. Quando esse limiar, de cerca de -55 mV, é atingido a célula despolariza e passa para uma polaridade de 40 mV. Este fenómeno está relacionado com um rápido aumento da permeabilidade da membrana aos iões Na^+ que, devido ao seu fluxo para o interior da célula, provoca um rápido aumento do seu potencial. Então, um subsequente aumento da permeabilidade da membrana aos iões K^+ e uma diminuição da permeabilidade aos iões Na^+ faz com que se dê a repolarização da membrana que passa a possuir novamente uma polaridade negativa em relação ao meio circundante. Como os canais de K^+ são mais lentos a fechar do que os de Na^+ , verifica-se uma hiperpolarização, sendo atingido o potencial de repouso. Desta forma, cria-se um potencial de acção (Figura 2.2) com cerca de 2 ms, podendo variar entre 1 e 10 ms [23, 26].

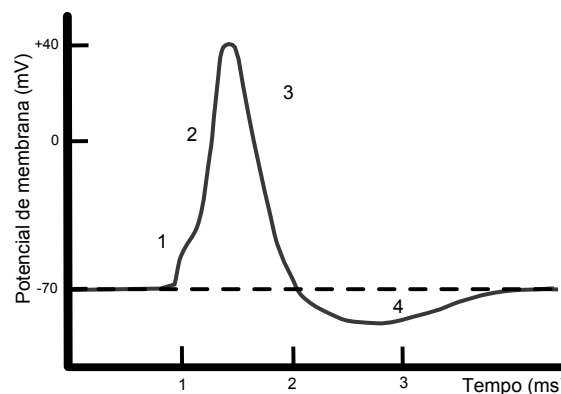


Figura 2.2: Potencial de ação. 1- Repouso; 2 - Despolarização devido à entrada de iões Na^+ ; 3 - Repolarização devido à entrada de iões K^+ ; 4 - Hiperpolarização devido ao fecho tardio dos canais de K^+ .

Depois do potencial de ação existe um período refratário durante o qual não é possível o aparecimento do potencial de ação na mesma porção de membrana. Isto acontece porque após um potencial de ação é necessário que a membrana volte ao seu estado inicial. Desta forma, um novo potencial de ação não pode ser produzido sem que a repolarização do primeiro estímulo tenha terminado. O que é evitado por nesta altura um número considerável de canais de Na^+ estarem inativados e não poderem abrir até que a membrana seja repolarizada [27].

Os potenciais de ação propagam-se ao longo do axónio transmitindo-se de um extremo ao outro. A propagação de uma despolarização ocorre quando um potencial de acção numa determinada região do axónio aumenta o potencial de membrana em redor dessa região, ora quando esse potencial atinge o limiar à pouco referido, o novo potencial

é criado e assim sucessivamente em relação às regiões adjacentes. A propagação de uma despolarização ocorre a partir de um estímulo local, que provoca uma inversão de polaridade da membrana fazendo com que a face interna da membrana passe a ser positiva, enquanto, que a face externa adjacente passe a ser negativa. As diferenças de potenciais entre as áreas vizinhas provocam o fluxo de corrente, que despolariza outros segmentos da membrana. É importante referir a unidirecionalidade desta propagação devido à existência do período refratário referido anteriormente [27].

São os potenciais de ação que providenciam a transmissão da informação ao longo do sistema nervoso, transmitindo a informação de neurónio em neurónio através das sinapses. As sinapses correspondem às regiões de contacto entre dois neurónios. Nestas regiões a atividade elétrica de um neurónio pré-sináptico influencia a atividade elétrica do outro neurónio pós-sináptico. Quando ativo, o potencial de membrana do neurónio pós-sináptico pode-se aproximar do limiar para a geração de um potencial de ação através de uma sinapse excitatória, ou afastá-lo do limiar através de uma sinapse inibitória. A sinapse excitatória vai ter um efeito no sentido de despolarizar a célula pós-sináptica e a sinapse inibitória vai no sentido de hiperpolarizar a célula pós-sináptica [25].

Existem dois tipos de sinapses: as elétricas e as químicas. Nas primeiras o neurónio pré-sináptico está ligado fisicamente ao neurónio pós-sináptico e o seu funcionamento limita-se ao contacto entre os citoplasmas das duas células de modo a que o potencial de ação se replique rapidamente da célula pré-sináptica para a célula pós-sináptica. Este tipo de sinapses são pouco frequentes [23]. Em relação às sinapses químicas, os sinais ao atingirem os terminais dos axónios provocam a libertação de neurotransmissores para um espaço entre as células pré e pós-sináptica designado por fenda sináptica. Na célula pós-sináptica encontram-se recetores sensíveis aos neurotransmissores químicos. Os recetores, ao detectarem os neurotransmissores, vão induzir fluxos iónicos que alteram a polarização da célula pós-sináptica. Esta alteração de potencial resultante da sinapse na célula pós-sináptica é designado por potencial pós-sináptico [25].

Pelo que foi descrito anteriormente, tanto o potencial de ação como o potencial pós-sináptico são acontecimentos que geram potenciais semelhantes aos gerados por dipolos elétricos. Contudo, devido à curta duração temporal e pouca extensão no espaço, os potenciais de ação pouco contribuem para o registo da atividade elétrica no EEG, sendo os potenciais pós-sinápticos os que mais contribuem para os sinais medidos. Isto acontece pois as células piramidais do córtex são, em grande parte paralelas e são sincronizadas devido à alimentação comum por conexões tálamo-corticais, o que leva a uma sincronia entre os potenciais pós-sinápticos que são de duração relativamente longa, sendo insignificante a contribuição dos potenciais de ação para o campo elétrico medido no escalpe. Assim, o registo EEG provem da soma de potenciais pós-sinápticos gerados de forma síncrona [28].

2.2 Actividade normal de um adulto

Décadas de estudo de EEG mostram a existência de certos padrões básicos reconhecíveis que podem ser encontrados em qualquer registo de EEG de um adulto saudável. O EEG possui uma larga banda de frequências e uma ritmicidade que parece criar alguma lei e ordem entre ondas de vários comprimentos e amplitudes. A banda de frequência do EEG varia de frequências desde 0,1 até 100 Hz, sendo as atividades mais relevantes compreendidas entre 0,3 e os 70 Hz, onde as banda de frequências médias (8 a 13 Hz) e rápidas (14 a 30 Hz) são predominantes. Na tabela 2.1 podemos ver as principais frequências segundo as quais são decompostos os ritmos cerebrais num EEG [24].

Tabela 2.1: Bandas de frequência de um EEG

Tipo de ondas	Bandas de frequência (Hz)
Delta	inferior a 3,5
Teta	4 a 7,5
Alfa	8 a 13
Beta	14 a 30
Gama	acima de 30

É a diferença de potencial registada nos eléctrodos colocados no escalpe que determinam a amplitude do EEG. Esta varia, normalmente, de 10 a 100 μV e o seu valor depende de alguns aspetos como o tipo de montagem, a espessura craniana ou até os detalhes anatómicos cerebrais. Contudo, a informação contida na amplitude de cada tipo de onda é pouco relevante. O ritmo delta é o que apresenta maiores amplitudes e está relacionado com o sono em adultos normais encontrando-se principalmente nas regiões frontais. O ritmo alfa é o mais comum nos registos em adultos e está presente nas regiões occipital, parietal e temporal posteriores quando os olhos estão fechados. É atenuado durante a atenção, principalmente visual. Podemos considerar que a presença de ondas alfa indica que o indivíduo se encontra num estado de vigília e com a mente relaxada. A amplitude do ritmo alfa varia consideravelmente de pessoa para pessoa. Segundo alguns estudos, as ondas alfa possuem amplitudes que podem variar entre 20 e os 60 μV em 66% dos indivíduos, estão abaixo de 20 μV em apenas 28% e acima de 60 μV em 6% [24].

O ritmo teta responde de maneira oposta e diferente ao ritmo alfa, uma vez que, quando se está perante uma tarefa mental, o primeiro aumenta e o segundo diminui [29]. As ondas teta são menos comuns em adultos normais e também estão relacionados com estados sonolência ou meditação. O ritmo beta é característico do estado de alerta e atenção focalizada e regista-se nas regiões parietais e frontal. Este ritmo é atenuado pela atividade motora e pela estimulação táctil. Apresenta amplitudes que raramente excedem 30 μV . Por fim, temos o ritmo gama que está relacionado com o processamento de informação e ativação dos movimentos voluntários. Possui uma amplitude inferior a 2 μV [24].

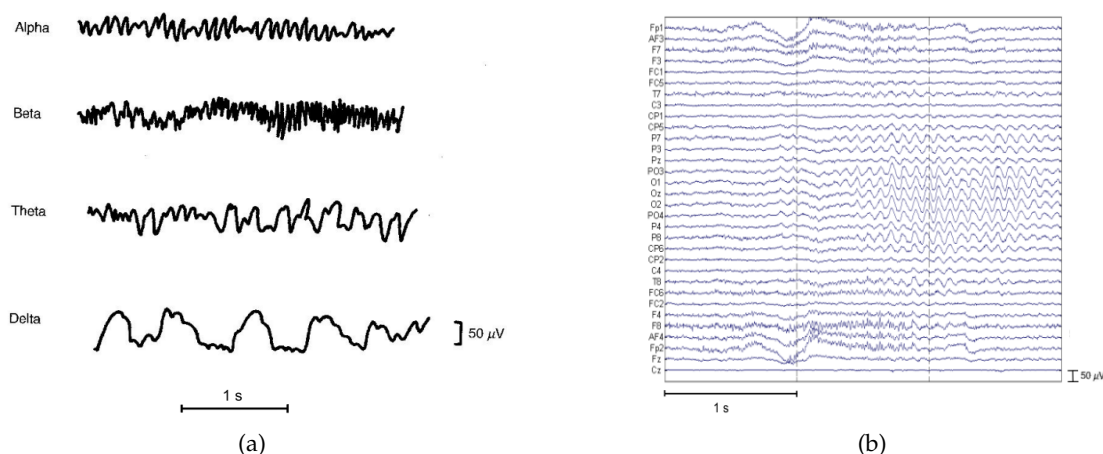


Figura 2.3: (a) Exemplos dos diferentes tipos de onda que podem ser encontrados num EEG. Adaptado de [30]. (b) Exemplo de um registo eletroencefalográfico onde é visível o aparecimento de ondas alfa nos elétrodos correspondentes às zonas occipitais e parietais.

2.3 Aspectos técnicos

Existem dois tipos de exames que podem ser realizados quando se procede a um EEG: os registos espontâneos e os registos de potenciais evocados (ERP). No primeiro caso, o registo dos potenciais é realizado sem existir a presença de estímulos externos, enquanto que no segundo os registos estão associados à resposta cerebral a um estímulo que pode ser visual, auditivo ou sensorial. Os registos espontâneos têm normalmente uma amplitude superior aos registos dos potenciais evocados.

Atualmente, a maioria dos registos de EEG são feitos em suporte digital, o que facilita muito o seu estudo. A aquisição digital dos potenciais cerebrais permite, por exemplo, reconstruir com diferentes filtros, realizar estudos estatísticos e aplicar frequências mais adequadas aos estudos, após a aquisição dos sinais. Nestes sistemas o sinal é captado pelos elétrodos e, depois de passar por um amplificador, é amostrado e discretizado com recurso a um conversor analógico-digital (CAD) a uma determinada frequência de aquisição. O CAD permite que cada amostra seja gravada na memória do computador. Relativamente à frequência de aquisição, lembre-se que, pelo teorema de Nyquist [31], esta deve ser igual ou superior a duas vezes a frequência de interesse contida no espectro desse sinal [31]. Em termos práticos a frequência de aquisição num EEG deve ser no mínimo de 200 Hz, sendo preferível frequências de aquisição superiores [32].

A colocação dos elétrodos segue um padrão designado por sistema 10-20. Este padrão foi estabelecido por uma comissão da Federação Internacional das Sociedades de Electroencefalografia e Neurofisiologia Clínica em 1958 com o objetivo de permitir uma fácil comparação entre resultados obtidos em diferentes laboratórios [23, 32]. Este sistema recomenda que exista uma separação entre elétrodos de 10 e 20% em relação a marcas anatómicas bem definidas como é possível observar na Figura 2.4. Essas regiões são o nasion que é localizado por baixo da testa imediatamente por cima do nariz, o inion

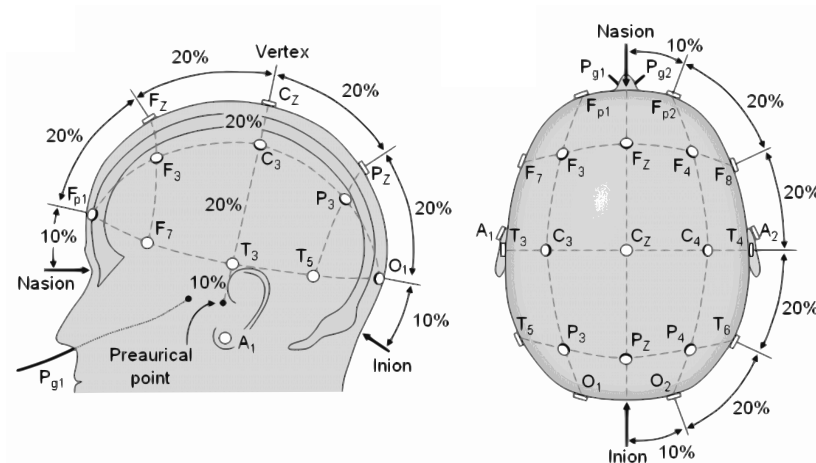


Figura 2.4: Posições dos elétrodos segundo o Sistema Internacional 10/20. Adaptado de [33].

que é uma protuberância óssea localizada a meio da nuca e os pré-auriculares que estão localizados em frente do canal auditivo. As letras identificam a região anatômica correspondente. São elas a fronto-polar (Fp), frontal (F), central (C), temporal (T), parietal (P), occipital (O) e auricular (A). Os números têm como objetivo distinguir os elétrodos da mesma região cortical. Os números designam também em que hemisfério os elétrodos estão colocados, sendo os números pares referentes ao hemisfério direito e os números ímpares referentes ao hemisfério esquerdo. O z refere-se à zona central [23, 25].

Outro ponto a ter em conta durante a montagem dos elétrodos é o tipo de referência que se irá usar para fazer o registo das diferenças de potencial. Normalmente, estas montagens estão divididas em duas categorias: monopulares e bipolares [24]. Na primeira as medidas dos elétrodos usam como referência o potencial registado por um ou mais elétrodos, na segunda as medições são feitas entre dois elétrodos consecutivos. Nas montagens monopulares pode ainda dar-se o caso de se usar a média dos potenciais medidos em todos os elétrodos. Desta forma as várias contribuições originam uma referência estável [25].

2.4 Artefactos

Num EEG é comum o aparecimento de algumas interferências não neuronais durante o registo dos potenciais cerebrais. Estas interferências, designadas por artefactos, são um problema constante nos registos eletroencefalográficos. Entenda-se como artefacto a parte do sinal que não é produzido pelo cérebro mas por estruturas que são estranhas ao evento biológico que pretendemos estudar. Como se pode observar pela Figura 2.5, os artefactos podem ter diversas origens e são muitas vezes responsáveis pela má interpretação do EEG [34, 24, 35].

Conseguir um registo livre de artefactos revela-se uma tarefa extremamente difícil.

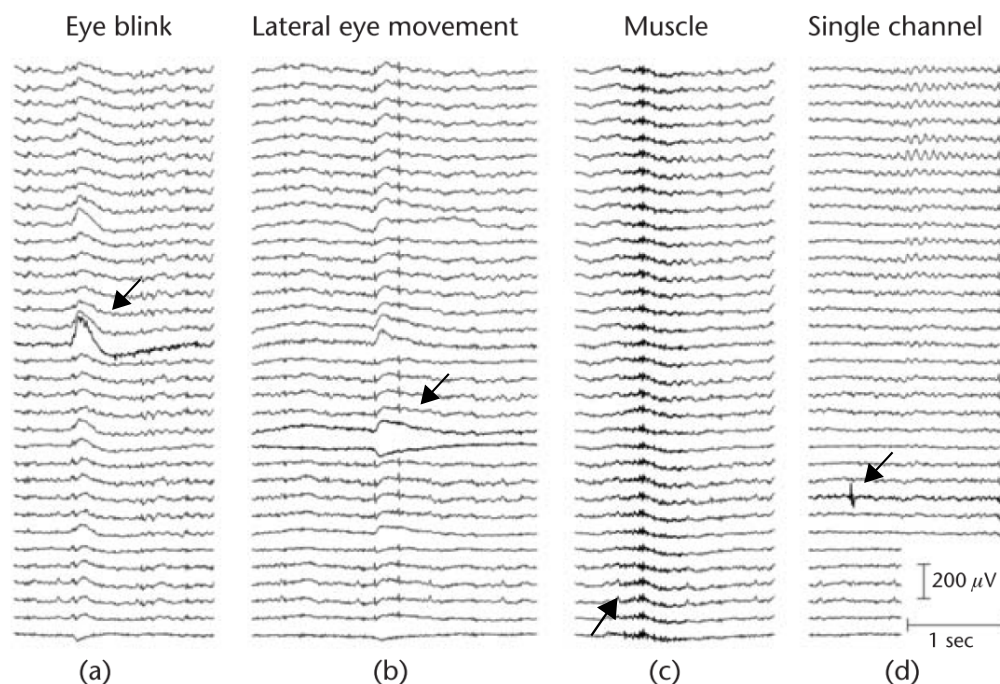


Figura 2.5: Vários tipos de artefactos presentes num EEG. (a) Artefacto ocular: piscar os olhos; (b) Artefacto ocular: movimento horizontal do globo ocular; (c) Artefacto muscular; (d) Artefacto devido ao movimento de um eléctrodo. Adaptado de [36].

Para se poder minimizar esta situação, durante a aquisição dos sinais, devem ser seguidas algumas diretrizes de forma a facilitar a identificação destas anomalias e assim permitir uma correta análise dos resultados [32, 34, 24]. O EEG deve ser realizado num ambiente controlado e por um técnico qualificado que consiga obter um registo que seja o mais “limpo” possível. Além disso, durante a aquisição, é importante que o técnico esteja atento aos movimentos do paciente, anotando qualquer informação que ache relevante.

Os artefactos podem dividir-se em dois grupos: os fisiológicos e os não fisiológicos. Os fisiológicos incluem as interferências causadas pelos potenciais elétricos resultantes da atividade biológica do indivíduo em estudo. Neste conjunto incluem-se os artefactos resultantes da atividade do coração, movimento dos olhos e dos músculos. Já os artefactos não fisiológicos podem surgir em qualquer etapa relativa à aquisição do EEG, desde o posicionamento dos eléctrodo no escalpe até ao próprio aparelho responsável pela aquisição [24, 37].

De seguida, abordar-se-á este tema com maior detalhe falando pormenorizadamente de cada tipo de artefacto e de como este pode afetar o EEG.

2.4.1 Artefactos não fisiológicos

Um dos artefactos não fisiológicos mais comuns são os provocados por eléctrodos mal colocados ou danificados. Um artefacto deste tipo é facilmente identificável, uma vez que a anomalia causada é apenas visível no canal referente a esse eléctrodo (Figura 2.5(d)). Este tipo de artefacto tem como característica a criação de um potencial DC semelhante à

descarga de um condensador. São descargas repentinas com uma deflexão de alta tensão inicial muito íngreme seguidas por um decaimento exponencial [24].

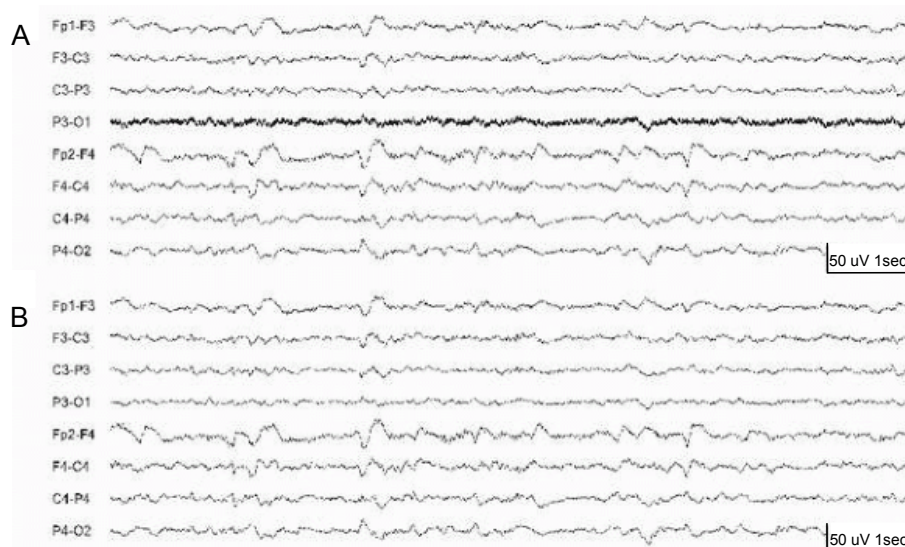


Figura 2.6: (A) Registo de um EEG contaminado com um artefactos de 60 Hz no eléctrodo O_1 ; (B) O mesmo registo de EEG com um fitro *notch* de 60 Hz . Adaptado de [24].

Os instrumentos de EEG usam amplificadores diferenciais e por essa razão cada canal recebe sinal de dois eléctrodos que devem ter impedâncias semelhantes. Se isto não acontecer podem surgir vários problemas com o registo do sinal. Para evitar esta situação, é sugerido que as impedâncias individuais de cada eléctrodo devam ser mantidas abaixo dos 5 k Ω . Utilizando-se eléctrodos de baixa impedância evita-se a criação de falsas amplitudes, altas ou baixas, e a perda de componentes de baixas frequências do EEG. Outro problema dos eléctrodos que não possuam impedâncias semelhantes entre si é o facto de se tornarem mais sensíveis a artefactos ambientais [37, 24].

Todo ambiente que envolve o paciente, é também responsável pela presença de determinadas irregularidades no sinal. Por exemplo, a presença de uma frequência de 60 ou 50 Hz no EEG é uma dessas anomalias (Figura 2.6). A frequência deste artefacto vai depender da rede de distribuição elétrica de cada país e é causada pelas fontes de alimentação dos instrumentos elétricos que se encontram perto do paciente. Neste tipo de anomalias, as ondas apresentadas no EEG têm normalmente uma morfologia bastante diferente das apresentadas pelos sinais com origem cerebral e podem ser de origem eletromagnética ou electroestática.

2.4.2 Artefactos fisiológicos

Como já foi referido, artefactos fisiológicos são todos aqueles que têm origem nas propriedades bioelétricas do indivíduo. Os artefactos mais comuns e de influência relevante que se enquadram neste grupo são os produzidos pelos olhos, língua e pelos músculos da cabeça e da face.

Artefactos oculares

Os artefactos oculares registados no EEG resultam da propagação dos potenciais gerados pela alteração do campo elétrico nos olhos quando estes se movimentam [38, 9, 19, 21, 39, 40, 41]. O grau de interferência destes potenciais no EEG depende muito das propriedades de filtragem do crânio, do couro cabeludo e dos tecidos neuronais [9]. Devido à sua localização e à forma sincronizada como surgem, estas anomalias são facilmente reconhecidas tendo características próprias. Os artefactos oculares são normalmente os de maior amplitude e são originados pelo piscar dos olhos e pelo movimento horizontal e vertical do globo ocular [38].

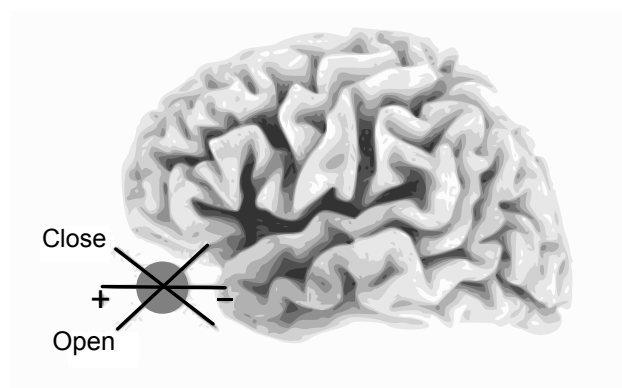


Figura 2.7: Modelo do olho como um dipolo elétrico onde o lado positivo se encontra orientado anteriormente. Adaptado de [38].

Os artefactos gerados a partir do piscar dos olhos são resultantes da alteração na condutância decorrentes do contacto da pálpebra com a córnea. Como é possível observar na Figura 2.8, este tipo de movimento pode durar entre 200 a 400 ms e ter uma amplitude dez vezes superior aos sinais gerados no córtex [41]. A maior parte deste sinal propaga-se através da camada superficial da face e da cabeça e diminui rapidamente com a distância em relação aos olhos [19, 41].

Os artefactos oculares podem surgir de duas formas: pelo movimento do globo ocular ou pelo piscar dos olhos. O primeiro acontece devido ao facto de o olho formar um dipolo elétrico, ou seja, a córnea encontra-se carregada positivamente e a retina negativamente (Figura 2.7). Quando este dipolo se movimenta, o campo elétrico em torno do olho altera-se o que vai afetar os registos neuronais. No que diz respeito ao piscar dos olhos, este artefacto deve-se ao facto de a pálpebra actuar como um potencial deslizante sobre o globo ocular, afectando o potencial em torno dos olhos [9].

Geralmente, cerca de 20% dos potenciais oculares resultantes do movimento vertical dos olhos atinge o eléctrodo Fz e apenas 5% atinge as zonas occipitais, não existindo quase expressão nas zonas laterais. Em relação ao movimento ocular horizontal este tendem a ter um comportamento semelhante ao descrito anteriormente com exceção às zonas laterais, onde se regista alguma interferência [9]. Vários estudos foram feitos no sentido de perceber de que forma é que a presença deste tipo de artefacto influencia o estudo do

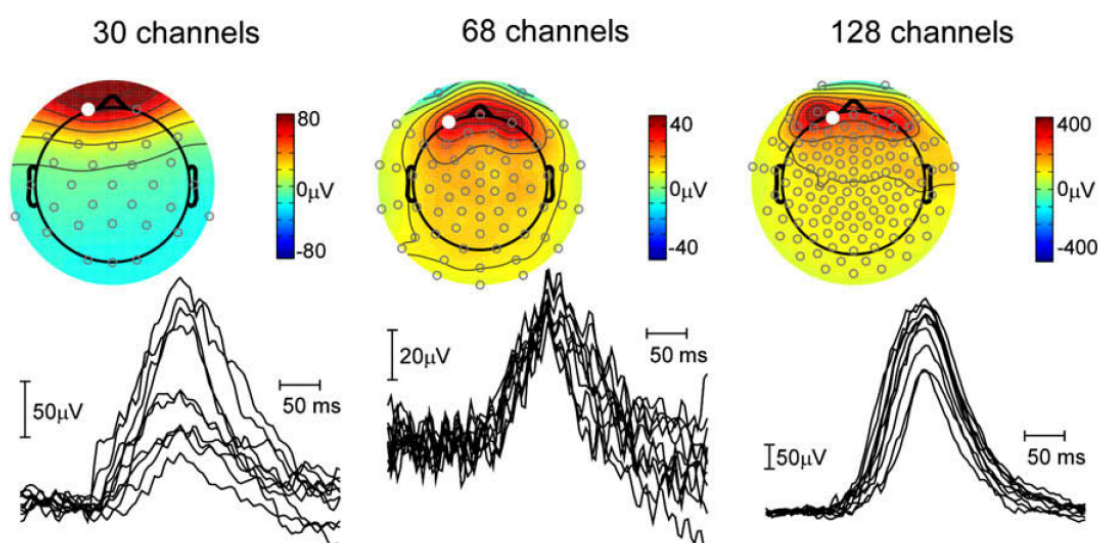


Figura 2.8: Registos de EEG e as respectivas representações topográficas dos artefactos oculares resultantes do piscar de olhos. Na imagem estão representados 10 registos diferentes do canal *Fp1* do sistema internacional 10/20 no caso da montagem com 30 canais, com 68 e 128 canais. A representação topográfica é mostrada com base na média dos potenciais gerados pelos artefactos oculares. Adaptado de [22].

EEG. Por exemplo, Gasser et al. [42] mostraram que os movimentos oculares aumentam a potência da banda das baixas frequências em doentes esquizofrénicos e que os artefactos provocados por este movimento dificultam a possibilidade de encontrar diferenças significativas entre os doentes esquizofrénicos e os indivíduos saudáveis no grupo de controlo. Já Hillyard e Galambos [43] observaram que a Variação Contingente Negativa (CNV)¹ em estudos de potenciais evocados é muito influenciada por artefactos oculares.

Artefactos eletromiográficos

Os artefactos eletromiográficos são resultado da atividade elétrica dos músculos existentes na cabeça, sendo os músculos que se encontram na zona frontal e temporal os que mais contribuem para interferências desta natureza [38, 44, 24]. Devido à sua vasta distribuição espectral e espacial e ao facto da sua morfologia ser diferente de local para local e de indivíduo para indivíduo, estes artefactos não possuem uma forma estereotipada sendo um tipo de artefacto difícil de caracterizar [45].

Num estudo realizado por Goncharova et al. [44] mostrou-se que a banda de frequências destes músculos pode variar de 0 a 200 Hz e que, dependendo da intensidade de contração muscular, diferentes frequências são registadas. Na zona frontal, as frequências de maior amplitude encontram-se entre os 20 e os 30 Hz, enquanto que nas zonas temporais as frequências com maior amplitude encontram-se na gama dos 40 até aos 80

¹ Variação Contingente Negativa é variação negativa dos potenciais elétricos corticais, que aumenta com o tempo. Está associada a uma resposta antecipada a um estímulo esperado. É também um evento elétrico indicativo de um estado de prontidão ou expectativa.

Hz, surgindo um pequeno pico nos 20 Hz. Foi ainda demonstrado que a banda de frequências das ondas delta é afectada junto das zonas de activação muscular. É importante referir que, mesmo quando a contracção muscular é mínima, a sua influência é registada. A conclusão semelhante chegaram Whitham et al. [46] que mostram que num EEG, para frequências superiores a 20 Hz, o sinal possui uma forte influência de potenciais musculares.

Resumindo, estes artefactos podem ser observados ao longo de todo o couro cabeludo devido à atividade dos músculos existentes na cabeça, face e pescoço. A atividade destes músculos é sentida de maneira diferente dependendo dos eletrodos que estejam a ser analisados. Os eletrodos anteriores são sensíveis aos músculos faciais como o corrugador do supercílio e o frontal, os eletrodos laterais são sensíveis aos músculos da mastigação, como o masseter e o temporal e os eletrodos posteriores são sensíveis aos músculos na intersecção do crânio, coluna e torso como o músculo occipital [45].

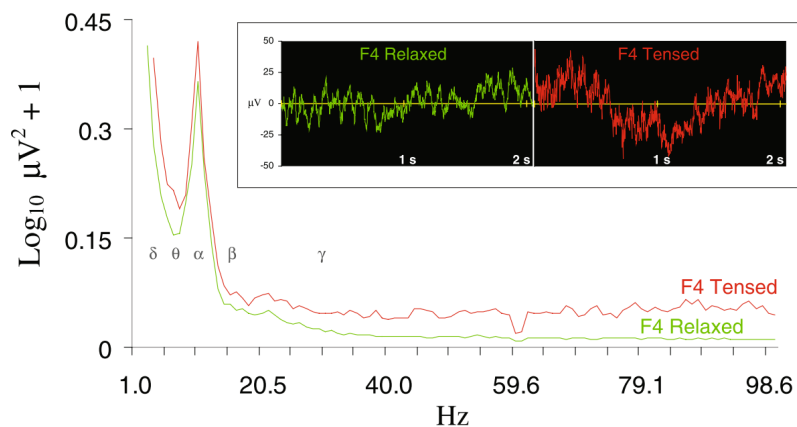


Figura 2.9: Comparação entre o registo do canal F4 com o músculo tenso (a vermelho) e com o músculo relaxdo (a verde). Adaptado de [47].

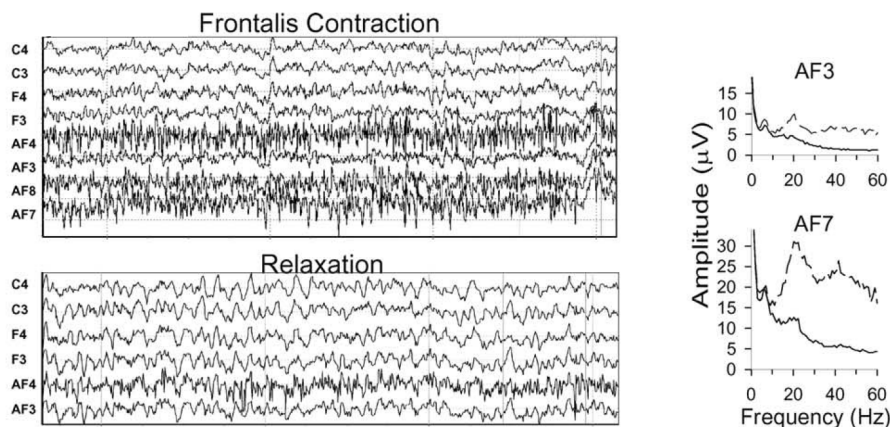


Figura 2.10: EEG contaminado com artefactos resultantes da contracção do músculo frontal. Do lado direito pode observar-se o espectro de dois canais com o músculo tenso (linha a tracejado) e com o músculo relaxado (linha a cheio). Adaptado de [44]

Artefactos glossocinéticos

Os artefactos glossocinéticos são causados por potenciais resultantes da movimentação da língua [24, 37]. Tal como o olho, a língua também cria um dipolo elétrico onde a ponta possui um potencial negativo relativamente à base. Quando a língua se movimenta e toca no palato ou na bochecha são criados potenciais que são detectados no EEG [48].

Dependendo do seu movimento a língua pode criar artefactos de uma forma bilateral ou unilateral. Quando a língua se movimenta durante o discurso gera potenciais de baixa amplitude que aparecem de uma forma bilateral no EEG, o mesmo já não acontece quando esta se movimenta horizontalmente pois neste caso são gerados artefactos unilaterais [37]. Devido à pequena amplitude destes artefactos em relação ao restante EEG, torna-se impossível a utilização de critérios de rejeição baseados em valores de amplitude.

Os movimentos lentos da língua tornam-se especialmente problemáticos quando se pretendem estudar os fenómenos lentos num EEG [49]. Anghinah et al. [34] mostrou que durante a movimentação bilateral da língua é registada uma atividade lenta, irregular e difusa com um predomínio na banda de frequência das ondas delta. Estes artefactos tornam-se também problemáticos quando se pretende estudar a linguagem onde, muitas vezes, estas anomalias são difíceis de separar dos potenciais corticais [4].



Análise em Componentes Independentes

A Análise em Componentes Independentes (ACI) está inserido num grupo de métodos utilizados para a resolução de problemas de Separação Cega de Fontes (SCF) [12, 50, 13]. A SCF tem por base um modelo estatístico de variáveis latentes, ou seja, variáveis não observadas directamente, mas sim inferidas através das propriedades de outras variáveis observadas [12, 13, 11, 51].

Neste capítulo irá ser explicado o processo usado pela ACI para a resolução deste tipo de problemas e de como a sua aplicação pode ter benefícios para a identificação de artefactos no EEG.

3.1 Definição

Se forem observadas n variáveis aleatórias x_1, \dots, x_n , que representam o sinal captado por um sensor, temos que cada x_i é representado por:

$$\mathbf{x}_i(t) = a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{in}s_n, \text{ para todo } i, j = 1, \dots, n \quad (3.1)$$

onde a_{ij} são os coeficientes de mistura e s_j são as componentes independentes, ou seja, os sinais originais provenientes da fonte. Uma outra forma de escrever a equação 3.1 é usando a notação matricial:

$$\mathbf{x} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s} \quad (3.2)$$

onde \mathbf{x} é um vetor coluna com as observações x_i , \mathbf{s} é um vetor coluna com os sinais originais das fontes s_j e a matriz \mathbf{A} é designada por matriz de mistura e contém os coeficientes a_{ij} .

A ACI vai ter como objetivo encontrar os sinais originais \mathbf{s} tendo apenas informação sobre observações \mathbf{x} . Caso a matriz \mathbf{A} fosse conhecida, a resolução deste problema estaria facilitada uma vez que, desta forma, os sinais originais \mathbf{s} poderiam ser calculados a partir da inversa da matriz \mathbf{A} , ou seja,

$$\mathbf{s} = \mathbf{A}^{-1} \cdot \mathbf{x} \quad (3.3)$$

Como já foi referido, o problema existente é que a matriz de mistura \mathbf{A} é desconhecida sendo necessário fazer alguns pressupostos. Uma solução simples é considerar a independência estatística dos sinais. Na verdade, se os sinais forem não gaussianos é suficiente para determinar uma estimativa de \mathbf{A}^{-1} . Se designarmos a aproximação a \mathbf{A}^{-1} por \mathbf{W} podemos redefinir o problema para encontrar as componentes independentes e apresentá-lo da seguinte forma:

$$\mathbf{y} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{x} \quad (3.4)$$

onde \mathbf{y} é um vetor de componentes independentes semelhante ao vetor \mathbf{s} das fontes originais. O processo aqui descrito, representa o modelo básico da ACI, no entanto, em muitas aplicações será mais realista assumir que o registo dos sinais é acompanhado por algum ruído, o que significaria adicionar um termo ao modelo apresentado. Para fins de simplicidade, tal não foi efetuado, podendo ser consultado modelos mais complexos em [13].

Uma das formas possíveis para calcular a matriz \mathbf{W} , é a partir da maximização da não-gaussianidade do vetor \mathbf{y} . Segundo o Teorema do Limite Central, a distribuição de uma soma de variáveis aleatórias independentes, tende a ser mais gaussiana do que qualquer uma das distribuições dessas mesmas variáveis, assim, quanto menos gaussiana for a distribuição, mais independentes serão as componentes. Ou seja, na situação de máxima não-gaussianidade, as componentes serão as mais independentes possíveis, assemelhando-se aos sinais originais das fontes [12, 13, 17].

3.2 Restrições e ambiguidades

O modelo da ACI apresentado possui algumas restrições e ambiguidades que são importantes ter em conta quando se pretende estimar as componentes independentes. Relativamente às restrições podemos referir três: as fontes são consideradas mutuamente independentes, devem possuir uma distribuição não-gaussiana e o número de componentes independentes a identificar tem que ser inferior ou igual ao número de sinais observados [12, 13, 25].

A questão da independência é muito importante pois o principal ponto no qual está assente todo o método da ACI está relacionado com o facto de se assumir que os sinais

provenientes das fontes são mutuamente independentes. Duas ou mais variáveis aleatórias dizem-se estatisticamente independentes se a informação contida nos valores de uma delas não fornece qualquer informação relativamente aos valores de uma das outras. A independência pode também ser definida a partir da densidade de probabilidade [13]. Se designarmos por $p(y_1, y_2, \dots, y_n)$ como a função de densidade de probabilidade conjunta das variáveis y_i , e por $p_i(y_i)$ como a função de densidade marginal de y_i , ou seja, a função de densidade de probabilidade de y_i quando é considerada de forma isolada, dizemos que y_i são independentes se e só se a função de densidade de probabilidade for igual à multiplicação das funções densidade de probabilidade marginal de cada uma das variáveis:

$$p(y_1, y_2, \dots, y_n) = p_1(y_1)p_2(y_2) \cdots p_n(y_n). \quad (3.5)$$

Da definição anterior pode concluir-se que dadas duas funções h_1 e h_2 obtém-se,

$$E \{h(y_1)h(y_2)\} = E \{h_1(y_1)\} E \{h_2(y_2)\}, \quad (3.6)$$

onde $E \{h_i\}$ representa o valor esperado de h_i . Desta expressão é possível definir uma forma mais fraca de independência, a não correlação. Duas variáveis dizem-se não correlacionadas se a sua covariância for zero:

$$E \{h(y_1)h(y_2)\} - E \{h(y_1)\} E \{h(y_2)\} = 0 \quad (3.7)$$

Assim, se as variáveis forem independentes elas são não correlacionadas, como é possível concluir observando-se a equação 3.6. Por outro lado a não correlação não implica a independência [12].

Em relação às ambiguidades presentes neste método, elas devem-se ao facto de a única informação disponível sobre o sistema estar apenas relacionada com as variáveis observáveis, não se possuindo nenhuma informação relativamente à matriz de mistura \mathbf{A} e aos sinais originais \mathbf{s} . Esta situação torna impossível determinar as variâncias (energias) das componentes independentes, pois qualquer escalar α multiplicado por alguma das componentes independentes poderia ser cancelado dividindo a coluna correspondente a_i de \mathbf{A} pelo mesmo escalar. Uma possível solução é fixar as energias das variáveis aleatórias e uma forma de o fazer é definir que as suas variâncias sejam unitárias. É importante referir que assumindo variâncias unitárias para as fontes originais implica que as componentes independentes estimadas possam surgir invertidas.

Outra implicação do desconhecimento da matriz de mistura \mathbf{A} e das componentes independentes \mathbf{s} está relacionado com o facto de não ser possível determinar a ordem das componentes independentes. Observando a equação 3.1, verifica-se que é possível alterar a ordem dos termos da soma e assim designar qualquer uma das componentes s_1, \dots, s_n como a primeira.

3.3 Medidas de não gaussianidade

Uma das formas de aplicar a ACI é maximizando a não-gaussianidade das componentes independentes. Para o fazer é possível recorrer a métodos que meçam a gaussianidade de uma variável aleatória. Entre essas medidas podemos referir a curtose, a entropia e a negentropia [12, 13, 52].

A curtose pode ser designada como o quarto momento central e é definida como [12, 17]:

$$kurt(y) = E \{y^4\} - 3(E \{y^2\})^2 \quad (3.8)$$

Na verdade se y estiver normalizado, a sua variância $E \{y^2\}$ vai ser zero e assim a expressão anterior transforma-se em

$$E \{y^4\} - 3. \quad (3.9)$$

A curtose é negativa para sinais com uma distribuição sub-gaussiana, positiva para distribuições super-gaussianas e zero para distribuições gaussianas [12, 17]. Na Figura 3.1 podemos ver um exemplo para cada uma das distribuições referidas.

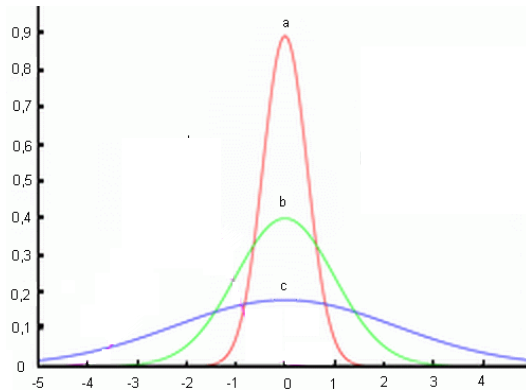


Figura 3.1: Função de densidade de uma distribuição super-gaussiana (a), uma distribuição gaussiana (b) e uma distribuição sub-gaussiana (c).

A entropia avalia o grau de informação que pode ser obtido através da observação de uma variável. Quanto mais imprevisível for a variável observada, maior será a sua entropia. A entropia H de uma variável aleatória y com função de densidade de probabilidade $p_y(\eta)$ é definida como:

$$H(y) = - \int p_y(\eta) \log(p_y) d\eta. \quad (3.10)$$

É sabido que uma variável gaussiana possui uma maior entropia do que qualquer variável aleatória com a mesma variância [12, 53]. Isto significa que a entropia pode ser usada como uma medida para a não-gaussianidade. A entropia é pequena para distribuições que são cocentradas em determinados valores.

A negentropia é uma versão normalizada da entropia, de tal forma que a negentropia é sempre positiva e diferente de zero para uma variável gaussiana. A negentropia J é

definida por:

$$J(y) = H(\mathbf{y}_{gauss}) - H(\mathbf{y}) \quad (3.11)$$

Onde \mathbf{y}_{gauss} é uma variável gaussiana aleatória com a mesma covariância da matriz \mathbf{y} . O problema em usar a negentropia está relacionado com a dificuldade em aplicar este conceito computacionalmente sendo necessário usar aproximações.

A questão que se coloca agora é que medida parece ser a mais acertada para maximizar a não-gaussianidade. Existem vantagens e desvantagens em cada uma delas. A curtose necessita de baixos recursos computacionais e devido à simplicidade da aplicação da teoria, é uma medida amplamente utilizada na estimação da não gaussianidade. Uma das suas desvantagens deve-se ao facto de este método ser sensível à existência de valores atípicos que podem afetar o resultado obtido. A entropia e a negentropia têm a vantagem de serem mais robustas e bem apoiadas pela teoria estatística. O problema em usar a negentropia está relacionado com a dificuldade em aplicar este conceito computacionalmente sendo necessário usar aproximações que podem não ser tão robustas como a medida de negentropia [12].

3.4 Pré-processamento

Antes de ser aplicado qualquer algoritmo de ACI aos dados é necessário realizar algumas etapas de pré-processamento [12]. O pré-processamento é constituído por duas etapas: remoção da média dos sinais misturados representados por \mathbf{x} e branqueamento dos dados onde pode ser aplicada a Análise de Componente Principais (ACP) caso seja necessário realizar uma redução na dimensão do número de componentes a calcular.

3.4.1 Centrar os sinais

Esta etapa é importante para tornar o sinal observado \mathbf{x} centrado, ou seja, com média zero. Este procedimento vai implicar que as componentes independentes calculadas também sejam centradas [12]. Este procedimento é efetuado subtraindo a média a cada uma dos sinais observados.

3.4.2 Branqueamento dos dados

O objetivo do branqueamento é tornar o vetor dos sinais observados \mathbf{x} num vetor $\tilde{\mathbf{x}}$ em que os valores entre sinais estejam descorrelacionados entre si e que a sua variância entre sinais seja igual a um, o que é equivalente a afirmar que a matriz de covariância de \mathbf{x} é igual à matriz identidade,

$$E \{ \tilde{\mathbf{x}} \tilde{\mathbf{x}}^T \} = \mathbf{I}. \quad (3.12)$$

Um dos métodos usados para realizar esta operação é a decomposição dos valores próprios da matriz $E \{ \tilde{\mathbf{x}} \tilde{\mathbf{x}}^T \} = \mathbf{E} \mathbf{D} \mathbf{E}^T$, onde \mathbf{E} é uma matriz ortogonal dos vetores próprios de $E \{ \tilde{\mathbf{x}} \tilde{\mathbf{x}}^T \}$ e \mathbf{D} é uma matriz diagonal com os valores próprios de $E \{ \tilde{\mathbf{x}} \tilde{\mathbf{x}}^T \}$,

$\mathbf{D} = \text{diag}\{d_1, \dots, d_n\}$. O branqueamento é feito através de:

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{E}\mathbf{D}^{-1/2}\mathbf{E}^T\mathbf{x}. \quad (3.13)$$

Em que $\mathbf{D}^{-1/2} = \text{diag}\{d_1^{-1/2}, \dots, d_n^{-1/2}\}$. Da equação 3.13 retira-se a matriz utilizada no branqueamento que é definida por:

$$\mathbf{V} = \mathbf{E}\mathbf{D}^{-1/2}\mathbf{E}^T. \quad (3.14)$$

Muitas vezes pode ser útil reduzir as dimensões dos dados antes de se prosseguir para aplicação do algoritmo de ACI. Esta redução pode ser efetuada durante o branqueamento através da ACP. Este processo é feito através da escolha dos valores próprios d_j de $\mathbf{E}\{\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}^T\}$. Os menores valores próprios são descartados de acordo com um valor limite previamente definido. Desta forma, a dimensão dos dados é reduzida conservando-se os vetores próprios da matriz $\mathbf{E}\{\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}^T\}$ que possuem uma maior energia, mantendo-se os subespaços de maior relevância no conjunto de dados observados.

3.5 *FastICA*

O algoritmo usado neste trabalho para a ACI é o *FastICA*. Este algoritmo foi desenvolvido por Hyvärinen e Oja e utiliza um método de ponto fixo que estima as componentes independentes pelo cálculo da máxima não-gaussianidade através da aproximação à negentropia. Essa aproximação é dada pela seguinte equação [12, 54]:

$$J(y) \propto [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (3.15)$$

Onde v é uma variável gaussiana de média zero e variância um, y assume-se como sendo uma variável de média zero e variância um e G uma função não quadrática que permite ajustar a maximização da não-gaussianidade de forma a obter-se melhores resultados. Por exemplo, escolhendo uma função que não cresça tão depressa obtêm-se melhores resultados. As opções que o algoritmo oferece para este parâmetro são as seguintes: *pow3* ($g(u) = u^3$), *tanh* ($g(u) = \tanh(u)$), *gauss* ($u * \exp(-u^2/2)$) e *skew* ($g(u) = u^2$). Sendo g a derivada da função G . A função *tanh* é uma função de uso geral. Se as componentes independentes forem super-gaussianas a escolha acertada será a função *gauss*. Caso seja necessário reduzir o processamento computacional o ideal será usar as funções *tanh* ou *gauss*. Usar a função *pow3* é justificável quando se pretende estimar componentes independentes que sejam sub-gaussianas [54].

Para se estimar diversas componentes, é necessário executar o algoritmo várias vezes. Esta situação levanta o problema de se poder estimar componentes repetidas. Para resolver este problema é necessário restringir as execuções de tal forma que as estimativas de cada uma das componentes sejam ortogonais a cada iteração de forma a garantir que elas

sejam diferentes. O algoritmo permite realizar a ortogonalização de duas maneiras: deflacionária ou simétrica. A abordagem deflacionária utiliza o método Gram-Schmidt [13] para realizar a ortogonalização dos vetores de saída de cada iteração. Neste caso, as componentes são calculadas individualmente, pois o passo de ortogonalização depende dos resultados anteriores. Um dos problemas desta abordagem é que os erros de estimativa obtidos nas primeiras componentes são acumulados pelos próximos quando for realizada a ortogonalização. Outra opção para realizar esta operação é a ortogonalização simétrica. Neste caso, todas as componentes são calculadas em paralelo e a ortogonalização é aplicada através de métodos simétricos na matriz resultante que é composta por todos os vetores estimados [12].

3.6 Correção de artefactos no EEG

Para aplicar a ACI a sinais eletroencefalográficos é necessário assumir que algumas das condições necessárias para o funcionamento do algoritmo sejam cumpridas. Dessas condições, algumas das quais já referidas ao descrever o modelo da ACI, contam-se: as fontes têm que ser estatisticamente independentes, o meio de mistura deve ser linear e estacionário e os atrasos na propagação devem ser insignificantes [13, 55].

O critério de independência aplica-se exclusivamente às relações estatísticas entre as distribuições dos sinais registados, ou seja, não são feitas considerações relativamente à morfologia ou fisiologia de certas estruturas cerebrais. No entanto, é assumido que o registo eletroencefalográfico é uma mistura de potenciais neuronais com potenciais resultantes de atividade não neuronal. Uma vez que os potenciais não neuronais são produzidos em locais exteriores ao cérebro, então é possível afirmar que estas fontes são independentes dos potenciais gerados no cérebro [17, 55, 13]. Além disso, o cálculo das componentes independentes é feito através da maximização da não-gaussianidade o que torna este método útil para a separação de artefactos, visto que, estes apresentam, geralmente, distribuições não-gaussianas [17, 18]. Na verdade como é referenciado por Delorme *et al.* em [56] e [18], se o sinal possuir uma distribuição super-gaussiana, ou seja, uma valor de curtose elevado, normalmente corresponde a um artefacto uma vez que, este tipo de distribuição, é caracterizado pelo surgimento esporádico de valores elevados como é o caso dos artefactos gerados pelos movimentos oculares ou atividade muscular.

Num EEG, as linhas da matriz x da equação 3.2 são os sinais gravados pelos diferentes elétrodos, as linhas da matriz s representam as componentes independentes e as colunas da matriz A indicam a projeção da respetiva componente nos elétrodos que se encontram no couro cabeludo. A informação topográfica das componentes independentes presentes nos coeficientes da matriz A permitem que se examine a sua viabilidade biológica, por exemplo, uma componente com forte atividade ocular deve surgir principalmente nas zonas frontais. O EEG corrigido pode ser obtido a partir da equação $x_{rec} = As'$ onde s' representa a matriz das componentes independentes s com as linhas que representam os artefactos colocadas a zero (Figura 3.2) [55].

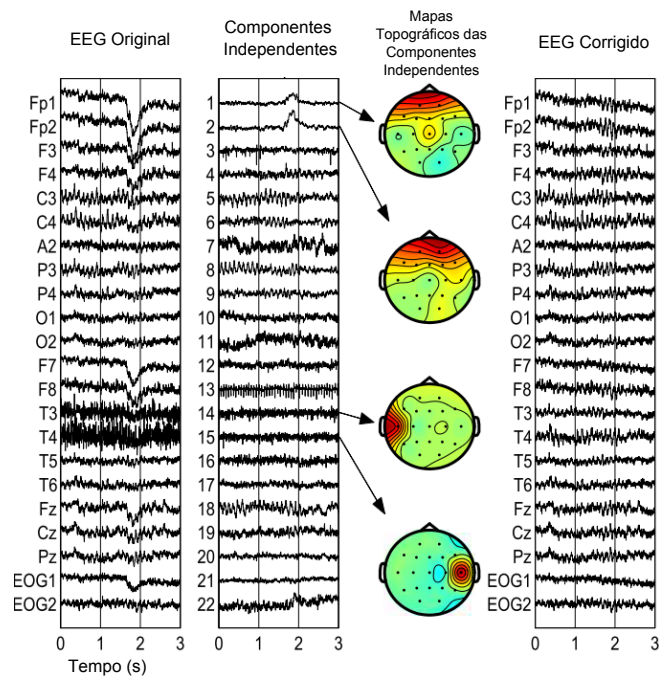


Figura 3.2: Remoção de artefactos por ACI. Da esquerda para a direita é possível observar um EEG de 3 segundos, as respetivas componentes independentes, os mapas topográficos de quatro componentes selecionadas para remover e por fim o EEG corrigido. É visível que os dois primeiros mapas topográficos representam artefactos oculares e os outros dois representam atividade muscular com origem temporal. Adaptado de [15]

4

Procedimento Experimental

O principal objetivo deste estudo é a identificação e remoção de artefactos musculares resultantes da fala. Para atingir este fim recorreu-se ao algoritmo *FastICA* seguido de vários processos para identificar as componentes indesejáveis. Quando identificadas, estas componentes são removidas e o sinal de EEG reconstruído. Nas próximas secções será feita uma apresentação da metodologia utilizada para a realização deste objetivo.

4.1 *Software* utilizado

Para a realização deste trabalho foram utilizados 2 *softwares* diferentes. A aplicação de filtros e seleção dos trechos de sinal foi realizada através do programa *BESA*®, versão 5.1.8.10, desenvolvido por *BESA GmbH* (<http://www.besa.de/>). O restante processamento do sinal foi realizado utilizando o programa *Matlab*®, versão 7.8.0.347 (R2009a), desenvolvido por *MathWorks* (<http://www.mathworks.com/>).

Para auxiliar o código foram utilizadas ainda as toolbox *EEGLAB* [57], que permite o processamento de dados eletroencefalográficos, e *FastICA* [12] que, como já foi referido, é um algoritmo eficiente para a aplicação da ACI.

4.2 Aquisição de dados

Para a aquisição de dados foi utilizado o equipamento de EEG *Active Two* da marca *BioSemi* recorrendo a 32 elétrodoos dispostos pelo sistema internacional 10-20 mais 8 canais de eletromiografia colocados na face (Figura 4.1(a)). O sinal foi registado com uma frequência de aquisição de 2048 Hz.

Com o objetivo de se obter registos eletroencefalográficos ricos em artefactos resultantes dos músculos faciais relacionados com a fala, foram realizados vários registos de EEG espontâneo em simultâneo com EMG facial em um voluntário adulto de 23 anos que se encontrava em repouso e de olhos abertos (Figura 4.1). Durante o registo foi pedido ao indivíduo que realizasse diversas tarefas que envolvessem os músculos faciais. As tarefas realizadas foram as seguintes: cerrar os dentes, movimento vertical da língua, engolir, abrir e fechar a boca, dizer o alfabeto, enumerar animais e enumerar países.

Usando o programa *BESA*® foi aplicado um filtro passa baixo de 100 Hz e um filtro passa alto de 0.5 Hz. Dos sinais adquiridos foram seleccionados, de cada registo, 3 segmentos de 10 a 20 segundos de forma a que estes possuissem artefactos resultantes das tarefas descritas anteriormente. Ficou-se então com 21 segmentos de EEG, contendo cada um deles um número de amostras que varia de 20480 a 40960. Estes segmentos foram exportados para um ficheiro do tipo *.edf* de forma a poderem ser importados para *Matlab*® recorrendo à toolbox *EEGLAB*.

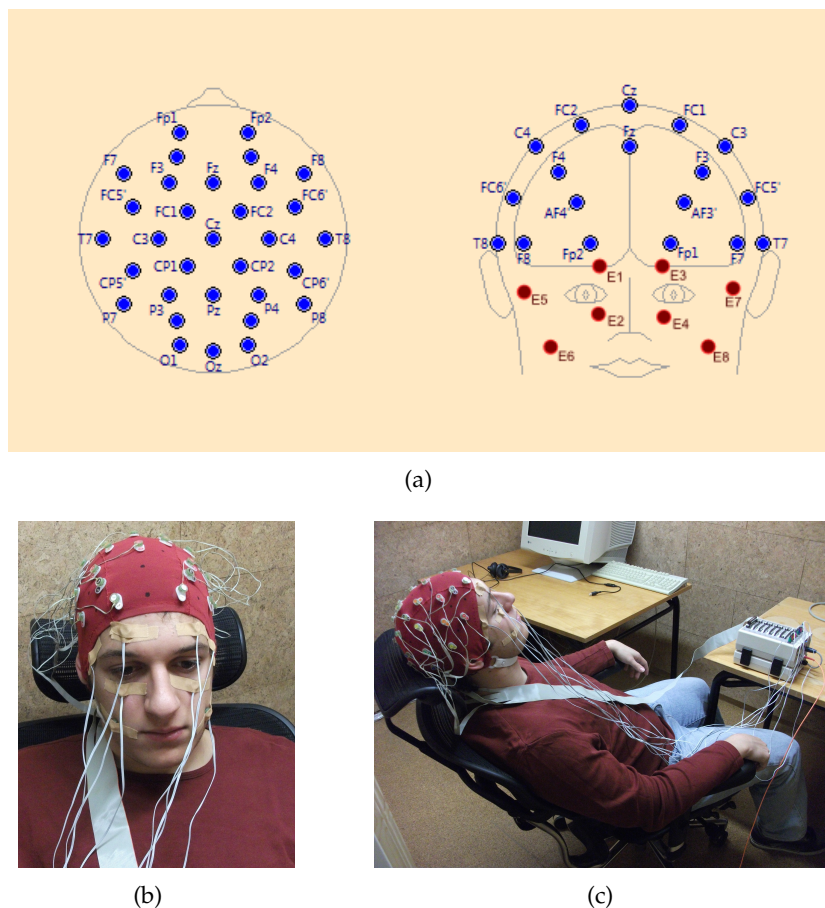


Figura 4.1: (a) Distribuição dos elétrodos durante a aquisição de sinal. A azul os elétrodos de EEG e a vermelhos os elétrodos de EMG facial. (b) Foto ilustrativa da localização dos elétrodos. (c) Foto ilustrativa da posição do sujeito no decorrer do registo.

4.3 Aplicação do *FastICA*

O *FastICA* permite a escolha de vários parâmetros de forma a ser possível ajustar o algoritmo aos registos dos quais pretendemos calcular as componentes independentes. Os principais parâmetros que se irá ter em conta na aplicação do algoritmo são: o tipo de aproximação, a função de não linearidade e a utilização ou não da versão estabilizada do algoritmo. Os restantes parâmetros serão os que estão definidos por defeito.

Relativamente ao tipo de aproximação existem duas opções. Uma define se as componentes são calculadas em simultâneo (opção *symm*), a outra se as componentes são calculadas individualmente (opção *defl*). Neste trabalho o tipo de aproximação utilizada foi a simétrica como sugerido em [56].

Como já foi explicado anteriormente, a função de não linearidade define a forma de como a aproximação à não-gaussianidade é efectuada. As opções para este parâmetro são: *pow3* ($g(u) = u^3$), *tanh* ($g(u) = \tanh(u)$), *gauss* ($u * \exp(-u^2/2)$) e *skew* ($g(u) = u^2$). Das funções apresentadas as que apresentam uma maior robustez para o cálculo das componentes independentes são a opção *tanh* ou *gauss* [12, 54]. Uma vez que a função *tanh* constitui uma função de aplicação mais geral, iremos usar esta opção para o nosso trabalho.

A estabilização é importante caso o algoritmo tenha dificuldades em convergir. Se esta opção for seleccionada então, sempre que o algoritmo estiver bloqueado entre dois pontos ou não exista nenhuma convergência antes da metade do número máximo de iterações, o valor *mu* é reduzido para metade. O *mu* é o valor que define o tamanho do passo do cálculo sendo o seu valor por defeito 1. Para este trabalho utilizou-se a versão estabilizada do algoritmo.

O algoritmo foi aplicado com os mesmos parâmetros tanto no sinal de EEG como no de EMG, não se procedendo a nenhuma redução de dimensão do sinal original por ACP. Desta forma, ao aplicar-se o *FastICA* aos sinais em estudo, obtiveram-se 32 componentes independentes provenientes do sinal de EEG e 8 componentes independentes do sinal de EMG como é possível observar na Figura 4.2(b). Além das componentes, obtiveram-se também as matrizes de mistura **A** do EEG e do EMG.

4.4 Identificação das componentes com artefactos

Uma vez calculadas as componentes independentes do EEG, podemos fazer uma primeira análise visual das mesmas. A título de exemplo, essa análise irá ser feita com base nos sinais apresentados na Figura 4.2. Como já foi referido, caso existam artefactos oculares no EEG, estes são facilmente identificados. Como se pode observar no exemplo, e analisando os registos eletroencefalográfico e eletromiográfico, verifica-se o surgimento de artefactos oculares aos 3 e 4,5 segundos e o aparecimento de artefactos musculares da face durante o primeiro segundo. Relativamente às componentes independentes do EEG

verifica-se que as componentes 15 e 18 são resultado do movimento ocular e as componentes 3 e 19 é resultado da atividade muscular da face. Podemos tirar esta conclusão pois os artefactos presentes nas componentes 15 e 18 surgem no mesmo instante em que se verifica um aumento de amplitude nos elétrodos E1 a E4 (colocados junto aos olhos), da mesma forma que os artefactos presentes nas componentes 3 e 19 surgem no mesmo instante em que se regista um aumento da amplitude dos canais E6 e E8 (colocados na bochecha). Por esta razão e com o objetivo de evidenciar esta relação entre as amplitudes dos artefactos das componentes independente do EEG e a atividade do EMG, aplicou-se também a ACI ao sinal de EMG de forma a tornar perceptível cada tipo de atividade muscular.

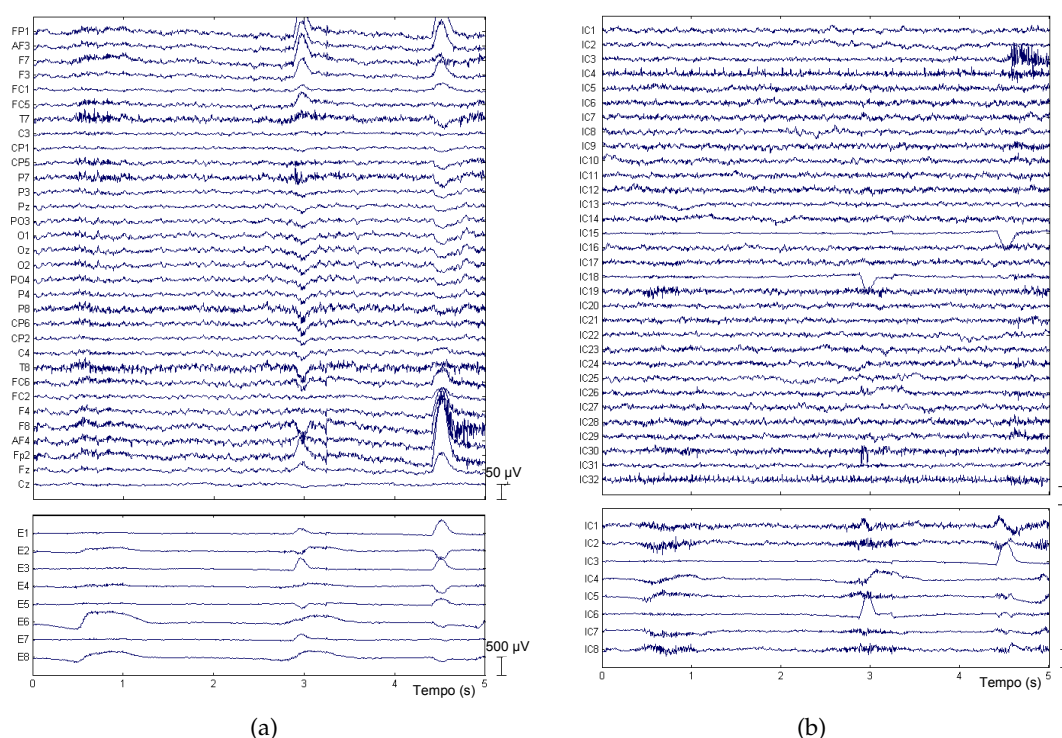


Figura 4.2: (a) Em cima, um segmento de 5 segundos de EEG e em baixo a o EMG registado em simultâneo. (b) Em cima, componentes independentes do EEG e em baixo as componentes independentes do EMG. Tanto em (a) como em (b) é possível observar a existência de três artefactos mais evidentes: um muscular durante o primeiro segundo, e dois oculares durante o terceiro segundo e entre o quarto e o quinto segundo. De notar que após a separação em componentes, foi possível observar um artefacto muscular na componente 3 que surge no mesmo instante que o segundo artefacto ocular.

Uma vez que se verifica esta relação entre as amplitudes do EEG e EMG quando surge um artefacto, uma primeira abordagem para identificar as componentes do EEG com artefactos, seria realizar uma correlação entre cada componente independente do EEG com cada uma das componentes do EMG esperando-se obter uma correlação elevada entre as componentes do EEG que correspondessem aos artefactos. O que se verificou é que a correlação só é elevada entre as componentes que representam os artefactos oculares sendo

próxima de zero nas restantes. A baixa correlação entre as componentes com artefactos musculares do EEG e as componentes do EMG é verificada pois, apesar da amplitude de ambas aumentar ou diminuir em simultâneo, as suas frequências são diferentes ou estão misturadas. O mesmo já não acontece com as componente responsáveis pelos artefactos oculares pois estas são muito bem definidas em termos de morfologia.

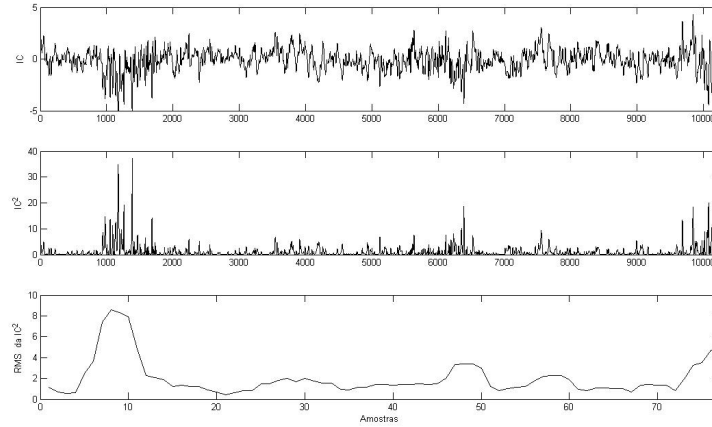


Figura 4.3: No gráfico superior é possível observar o sinal de uma das componentes do EEG. No gráfico do meio é visível o quadrado da mesma componente. No gráfico de baixo é mostrado o sinal depois de ter sido aplicada a RMS ao sinal da componente elevada ao quadrado. É perceptível que após elevar cada uma das amostras ao quadrado torna-se evidente onde se encontra o artefacto pois é visível o surgimento de valores elevados em comparação com o restante sinal.

Desta forma, um ponto importante será evidenciar a amplitude das componentes independentes do EEG e do EMG. Uma maneira simples de o fazer será criar um envelope do sinal. Para isso, um método popular para realizar esta ação será utilizar a Raiz Quadrática Média (RMS, do inglês *Root Mean Square*) que é definida por [58]:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} x^2[n]}, \quad (4.1)$$

onde L corresponde ao comprimento da janela e n o número de ordem da amostra. Um ponto importante ao aplicar a RMS será a escolha da janela L . Uma janela menor permite uma melhor visualização das alterações rápidas do sinas, enquanto que janelas maiores fornecem uma visão mais ampla e, portanto, evidenciam melhor as transições lentas do sinal [58]. A escolha da janela vai depender então da análise que pretendemos efetuar. No nosso caso, uma vez que desejamos eliminar as altas frequências, ou seja, eliminar as transições rápidas, optámos por usar um valor para o comprimento da janela que permita evidenciar as transições lentas, e assim, mostrar a forma do sinal. Como o objetivo da aplicação da RMS é salientar as amplitudes das componentes independentes, a RMS foi aplicada ao quadrado das componentes independentes do EEG e do EMG, ou seja, se m

representar o número da componente vamos ter que,

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} s_j^4[n]}, \text{ para todo } j = 1, \dots, m \quad (4.2)$$

A RMS foi aplicada com uma janela de 512 amostras (1/4 da frequência de aquisição) e uma sobreposição entre elas de 384 amostras (3/4 do comprimento da janela). Esta sobreposição é efetuada com o objetivo de suavizar as transições do sinal. Um exemplo do sinal obtido depois desta operação pode ser visualizado na Figura 4.3.

Depois de obtidas as RMS's das componentes independentes do EEG e do EMG, podemos então correlacionar cada RMS das componentes independentes do EEG com as RMS das componentes independentes do EMG. A correlação foi efetuada usando a função *corr.m* do *Matlab*® com a opção *Pearson* para o cálculo do coeficiente de correlação. Vamos designar o coeficiente por, ρ , e este assume valores que variam entre -1 e 1. Quando $\rho = 1$ então estamos perante uma correlação perfeita positiva entre duas variáveis. Quando $\rho = -1$ significa que estamos perante uma correlação negativa perfeita entre as duas variáveis, ou seja, se uma aumenta a outra diminui. E quando o valor de $\rho = 0$ então estamos perante duas variáveis que não são linearmente correlacionadas. Um exemplo dos dados obtidos depois de se obter as correlações pode ser observado na Tabela 4.1. Nesta tabela estão apresentadas algumas das correlações entre as RMS's das componentes independentes do EEG com cada uma das RMS's das componentes independentes do EMG.

Tabela 4.1: Correlações entre as RMS das componentes independentes do EEG e as componentes independentes do EMG

		RMS das CI do EMG								Máximo	Mínimo
		1	2	3	4	5	6	7	8		
RMS das CI do EEG	1	-0,10	0,06	-0,15	-0,11	-0,12	-0,08	-0,17	-0,04	0,06	-0,17
	2	0,28	-0,08	0,04	0,59	0,30	0,44	0,26	0,55	0,59	-0,08
	3	-0,15	0,20	-0,06	-0,13	-0,11	-0,18	-0,07	0,05	0,20	-0,18

	16	0,25	-0,23	-0,18	0,33	-0,02	0,25	-0,11	0,45	0,45	-0,23
	17	-0,07	0,10	-0,08	0,13	0,12	-0,06	0,40	0,02	0,40	-0,08
	18	0,36	-0,13	-0,07	0,48	0,05	0,53	0,00	0,63	0,63	-0,13
	19	-0,02	0,35	0,11	0,41	0,39	0,14	0,48	0,14	0,48	-0,02

	32	0,00	0,45	0,06	0,13	-0,08	0,16	-0,19	0,27	0,45	-0,19

Observando a Tabela 4.1 é possível ver que se uma determinada componente do EEG for resultante de um artefacto então a sua RMS vai possuir pelos menos uma correlação elevada com pelos menos uma RMS das componente do EMG. Tendo por base o que foi dito, o próximo passo será encontrar uma forma de se identificar as componentes do EEG

que são indesejadas.

Uma primeira abordagem possível seria definir um valor limite de correlação a partir do qual as componentes seriam identificadas como artefactos. Um dos problemas inerentes a este tipo de abordagem é o facto de que as relações entre valores de correlação podem variar de sinal para sinal, sendo necessário definir um valor limite de rejeição para cada caso. Uma vez que o objetivo é automatizar o processo de identificação das componentes com artefactos, esta abordagem será posta de parte. Uma vez excluída a hipótese de classificar as correlações com base num valor limite, a nova proposta será classificar as correlações tendo por base a aplicação de *clusters*. Para se proceder a uma classificação por *clusters* a partir dos valores de correlações calculados, procedeu-se à criação de um vetor de duas coordenadas que correspondem ao valor máximo e mínimo de cada linha da Tabela 4.1. Para realizar a classificação por *clusters* foi usado o método *kmeans* tendo por base a distância euclidiana. A estas coordenadas foi então aplicada a função *kmeans* presente no *Matlab*®. Um exemplo do resultado obtido pode ser visto na Figura 4.4. Desta forma, as componentes que se encontram no *cluster* onde se concentram as correlação máxima mais elevadas são consideradas artefactos.

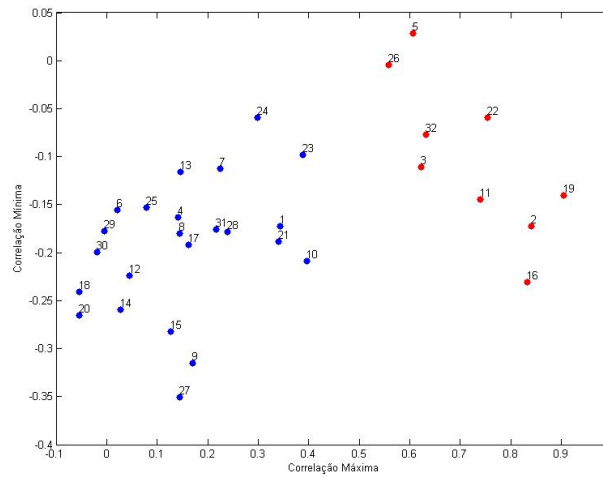


Figura 4.4: Resultado da aplicação do método descrito. A vermelho estão identificadas as componentes marcadas como artefactos e a azul as que se aceita que tenham origem neuronal.

Depois de identificadas as componentes independentes que vão ser removidas, as linhas da matriz que correspondem a esses sinais são colocadas a zero e o sinal pode ser reconstruído da seguinte forma:

$$\mathbf{x}_{\text{rec}} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{s}' \quad (4.3)$$

onde \mathbf{s}' corresponde à matriz das componentes independentes colocadas a zero. \mathbf{x}_{rec} representa o sinal de EEG reconstruído sem artefactos.



Apresentação e Discussão dos Resultados

Após a descrição do método utilizado, serão apresentados os resultados obtidos para 3 segmentos de EEG, cada um com um grau de contaminação por artefactos cada vez maior. Os artefactos apresentados correspondem às seguintes ações: abrir e fechar a boca, pronunciar a letra O e empurrar a língua contra o céu da boca.

Com o objetivo de avaliar o tipo de correção efetuada, irá ser feita uma análise qualitativa e quantitativa de cada segmento de EEG antes e depois de ser corrigido. Na análise qualitativa, será feita uma análise visual do EEG corrigido, comparando-o com o original e verificando se a remoção dos artefactos foi bem sucedida, deixando o restante sinal intacto. Na análise quantitativa serão apresentadas algumas medidas estatísticas do sinal como a média, valor máximo e mínimo e o desvio padrão, antes e depois da correção ter sido feita. Serão também efetuadas correlações entre os canais de EEG originais e os respetivos canais de EEG corrigidos. Serão apresentadas duas correlações, uma aplicada a todo o sinal e outra realizada após a seleção de um 1 segundo do EEG onde não fosse visível artefactos evidentes.

5.1 Abrir e fechar a boca

Os artefactos presentes neste segmento de EEG foram gerados pedindo ao indivíduo que realizasse movimentos de abrir e fechar a boca. Após aplicar a ACI ao EEG obtiveram-se as componentes indepententes presentes na Figura 5.5.

Aplicando o método proposto neste trabalho, obteve-se o *cluster* das correlações presente na Figura 5.1. O *cluster* 2, a azul, representa as componentes marcadas como artefactos. Assim, as componentes 2, 4, 14, 29 e 32 são removidas e o sinal é reconstruído obtendo-se o EEG corrigido (Figura 5.6). Na Figura 5.2 é possível observar, em detalhe, as componentes removidas e os mapas topográficos correspondentes.

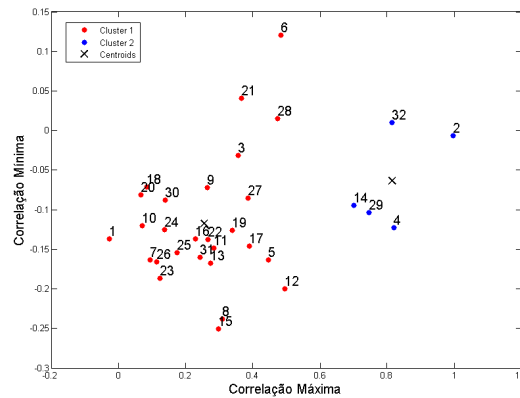


Figura 5.1: Representação dos *clusters* obtidos a partir dos valores máximos e mínimos das correlações realizadas entre as RMS do quadrado das CI do EEG e EMG. No *cluster* 1, a azul, estão as componentes marcadas como artefactos e portanto que deverão ser removidas, enquanto que no *clusters* 2, a vermelho, estão as componentes que serão mantidas no sinal de EEG corrigido. Os numeros identificam as componentes.

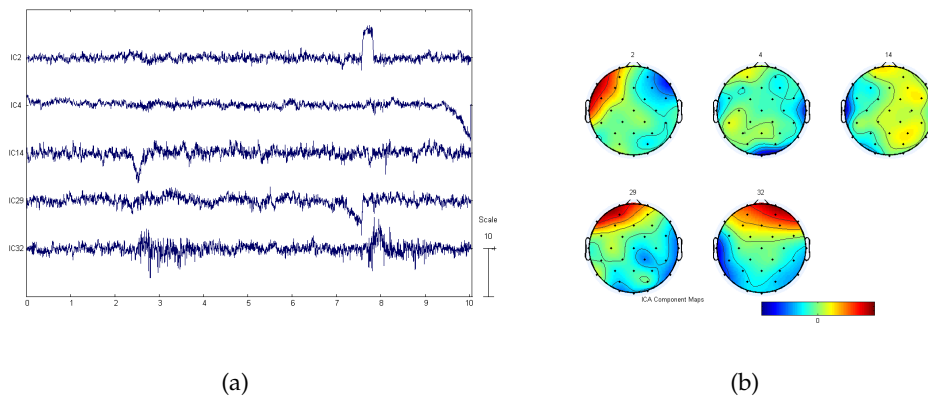


Figura 5.2: (a) Componentes marcadas para rejeição (b) Mapas topográficos das componentes a rejeitar.

Observando a Figura 5.2 podemos proceder à análise das componentes marcadas como artefactos. As componentes 2, 29 e 32 parecem resultar da atividade ocular e muscular da zona frontal, como é possível observar pelas ativações demonstradas nos mapas. A componente 32 mostra uma maior atividade na zona frontal devido à presença de sinal muscular próximos desta zona. Observando o sinal da componente 14 verifica-se o surgimento de um artefacto aos 3 segundos, poderá estar relacionado com atividade muscular

da zona temporal esquerda uma vez que pelo mapa é visível uma maior atividade nesta área. A componente 4 é a que pode suscitar mais dúvidas pois, apesar de apresentar atividade na zona temporal esquerda característica de artefactos musculares, apresenta uma zona de activação na zona occipital que pode representar sinal eletroencefalográfico. Esta dúvida pode ser desfeita se visualizarmos as componentes independentes do sinal de EMG (Anexo 1). Comparando a componente 4 do EEG com a componente 6 do EMG verificamos que existem grandes semelhanças. A mesma situação verifica-se para as restantes componentes do EEG, onde facilmente se pode ver semelhanças entre estas e as do EMG.

Ao analisarmos o EEG original (Figura 5.4), podemos observar o surgimento de artefactos aos 3 e 8 segundos. Com exceção das zonas próximas do vértex, a presença deste artefacto regista-se um pouco por todos os canais, sendo mais evidente nas zonas temporais, T7 e T8. Nestes canais, no instante do artefacto, verifica-se um aumento de amplitude resultante da atividade muscular relacionada com o movimento de abrir e fechar a boca. Relativamente aos restantes canais, nas zonas frontais, occipitais e parietais também é visível a presença de atividade muscular que se reflete com o aparecimento de sinal com maiores frequências características da atividade muscular.

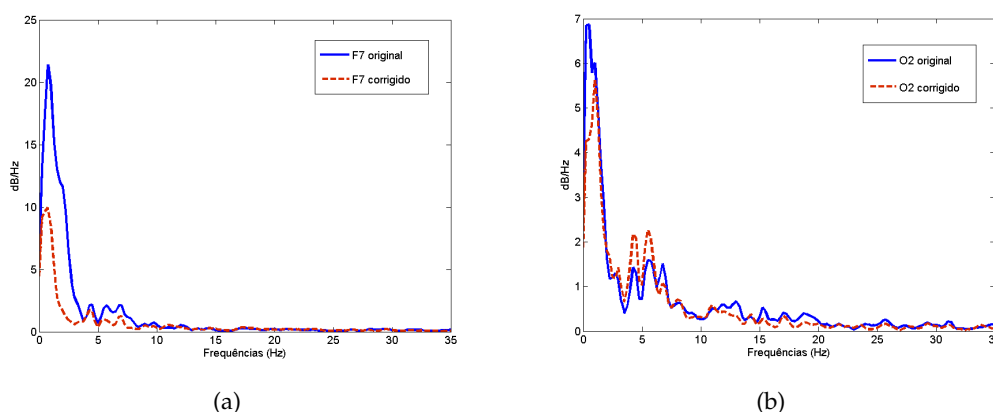


Figura 5.3: (a) Espectro do canal F7 antes e depois de corrigido (b) Espectro do canal O2 antes e depois de corrigido

Depois de corrigido, verificou-se uma diminuição significativa do ruído muscular presente nos canais frontais, parietais e temporais. Por exemplo, no canal T7, verifica-se que o artefacto foi corrigido, embora ainda se note a presença de algum ruído que pode estar relacionado com a atividade muscular. Nas zonas occipitais, parietais e frontais registou-se uma diminuição dos artefactos. De forma a se poder avaliar de que forma as frequências características do EEG foram afetadas, analisou-se o espectro de frequência do canal O2 e F7 que pode ser observado na Figura 5.3. Para o canal F7 verifica-se uma diminuição da potência na gama de frequências dos 0 aos 10 Hz, o que pode significar a perda de algum sinal relevante na banda das ondas delta e teta. Contudo, é importante ter em conta o tipo de artefacto removido. Ao visualizar-se artefacto presente no EEG

deste canal, percebe-se que possui características de artefacto ocular que é caracterizado por baixas frequências. Além disso, o artefacto removido neste canal parece estar bem isolado na componente 2. Observando o espectro do canal O2, verificamos uma perda de potência na gama das frequências gama. Nas restantes frequências, após a correção, verifica-se uma maior potência na banda de frequências características do EEG após a correção.

Tabela 5.1: Análise do segmento de EEG correspondente ao artefactos resultante do movimento de abrir e fechar a boca.

Canal	EEG Original (μV)				EEG corrigido (μV)				Correlação	
	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão	Total	Seleção
FP1	-0,14	19,68	-29,72	5,82	-0,08	14,05	-14,04	4,14	0,71	0,89
AF3	0,03	16,98	-25,41	4,97	0,10	13,72	-10,99	3,80	0,76	0,87
F7	0,17	37,90	-30,84	7,04	0,13	15,75	-19,30	5,26	0,75	0,86
F3	0,11	18,17	-15,58	4,69	-0,01	11,10	-14,17	3,88	0,83	0,92
FC1	0,08	7,99	-13,08	2,71	0,01	7,97	-11,82	2,58	0,95	0,98
FC5	0,22	27,77	-17,76	5,65	0,10	22,94	-19,39	4,90	0,87	0,94
T7	0,44	49,80	-39,94	9,24	0,23	36,79	-26,42	7,16	0,77	0,78
C3	0,03	8,95	-8,44	2,60	0,06	8,65	-8,95	2,52	0,97	0,97
CP1	0,00	8,72	-7,03	2,25	0,01	9,22	-6,58	2,15	0,96	0,98
CP5	-0,08	22,65	-13,88	4,22	0,01	17,45	-12,90	3,86	0,91	0,96
P7	0,01	38,24	-19,24	5,67	0,13	25,71	-15,55	4,95	0,87	0,88
P3	0,04	18,53	-10,83	3,53	0,03	12,67	-9,54	3,23	0,91	0,96
Pz	0,00	13,80	-10,11	3,11	0,05	13,46	-10,08	2,95	0,95	0,97
PO3	-0,05	21,61	-14,18	4,15	-0,07	16,96	-14,09	3,84	0,93	0,96
O1	0,16	32,77	-18,85	5,65	-0,02	22,35	-18,08	4,88	0,86	0,91
Oz	0,41	38,50	-17,17	7,03	0,12	19,49	-15,48	5,04	0,72	0,79
O2	0,43	37,73	-17,94	6,95	0,14	17,65	-14,93	4,94	0,71	0,79
PO4	-0,17	24,37	-16,49	4,56	-0,12	19,04	-14,34	4,13	0,91	0,94
P4	0,08	16,17	-14,47	3,86	0,08	13,59	-12,11	3,41	0,88	0,89
P8	0,18	43,79	-29,96	7,01	0,09	43,10	-26,15	6,40	0,91	0,93
CP6	0,13	18,93	-19,98	4,74	0,10	18,43	-17,11	4,34	0,92	0,93
CP2	0,07	11,26	-12,87	3,14	0,01	9,01	-10,41	2,74	0,88	0,81
C4	0,10	13,74	-13,31	3,76	0,06	13,57	-11,94	3,42	0,91	0,93
T8	0,45	33,11	-37,86	8,75	0,18	22,43	-34,65	7,59	0,87	0,90
FC6	0,13	22,88	-32,20	5,34	0,08	22,59	-22,38	4,83	0,91	0,95
FC2	0,07	11,46	-10,85	2,83	0,03	9,43	-11,04	2,43	0,86	0,93
F4	0,14	15,73	-22,55	4,54	0,06	14,20	-14,75	3,63	0,80	0,95
F8	0,14	29,41	-56,36	6,91	0,06	17,43	-27,83	5,64	0,82	0,94
AF4	0,18	21,76	-32,63	5,41	0,09	13,08	-15,70	4,27	0,79	0,95
Fp2	-0,10	28,91	-36,02	5,95	-0,15	16,28	-17,12	4,61	0,77	0,94
Fz	0,05	11,69	-13,81	3,30	0,01	9,99	-9,15	2,90	0,88	0,98
Cz	-0,21	8,37	-9,60	2,95	-0,28	7,56	-9,43	2,73	0,92	0,94

Na tabela 5.1 podemos observar os valores da média, máximo, mínimo e o desvio padrão antes e depois do EEG ser corrigido. Foram também calculadas duas correlações entre os canais, antes e depois da correção. Para a obtenção da correlação presente na primeira coluna foram usadas todas as amostras do sinal, enquanto que, para a segunda, foram selecionadas amostras correspondentes a 1 segundo de sinal onde não se visualiza-se nenhum artefacto. Neste caso a selecção foi feita entre os segundos 5 e 6.

Comparando as médias calculadas, verifica-se que não se registaram grandes diferenças após a correção do EEG. A maior variação deste valor foi verificado nos canais Oz e O2. Em relação ao desvio padrão ocorreu uma diminuição em todos os canais embora essa variação nunca ultrapasse os $2 \mu V$.

Como seria de esperar, em relação ao valor máximo e mínimo registaram-se algumas diferenças. As maiores variações do valor máximo foram encontradas nos canais onde se removeram os artefactos com maiores amplitudes. Neste caso, podemos referir o canal F7, Oz e O2. Estas alterações aconteceram principalmente devido à correção dos artefactos que surgiram aos 8 segundos no canal F7 pela remoção da componente 2, e aos 9 segundos nos outros dois canais devido à remoção da componente 4. A menor variação

do valor máximo foi encontrada para os canais FC1,C4 e FC6.

Para o valor mínimo, as maiores variações foram encontradas para os canais F8, AF4, FP2. Estes valores podem ser explicados principalmente pela remoção da componente 29. Nesta componente está isolado um artefacto ocular, cujo o surgimento é comum nos locais onde se encontram estes elétrodos. A menor variação nos valores mínimos foi registada nos canais PZ, PO3 e Cz, que parecem ser os canais menos contaminados sofrendo, por isso, uma menor alteração.

Relativamente às correlações efetuadas à totalidade do sinal, verifica-se que as maiores são referentes aos canais C3, CP1, Pz e FC1, tendo todas elas um valor de correlação igual ou superior a 0,95. Na verdade, ao observar-se o EEG original, é possível ver que os canais referidos não se encontram muito afectados pela presença de artefactos. De facto, se for tido em conta a localização destes elétrodos, verifica-se que se encontram mais afastado das fontes de artefactos o que implica uma menor interferência destes no EEG. Este valor também é um bom indicativo que o facto de se proceder à remoção de componentes, a forma destes sinais não é significativamente afectada. Pode observar-se que as correlações foram menores (inferiores a 0,8) nos locais onde se verificou uma maior correcção dos artefactos, como é possível verificar pelos canais FP1, AF3, F7, T7, Oz, O2, AF4, FP2. Se for tida em conta, mais uma vez, a localização deste elétrodos não é de estranhar que se verifique este resultado, uma vez que todos eles estão mais próximos das fontes de artefactos, como os olhos e a boca, o que se traduz numa maior alteração do sinal devido à sua correcção.

Relativamente à correlação da selecção, verifica-se que os menores valores pertencem aos canais T7, Oz e O2, embora ainda possam ser considerados valores de correlação aceitáveis (próximos de 0,8). Podemos averiguar se o facto da correlação ser mais baixa no canal O2 se deve à redução na potência de frequências características do EEG. Pela análise de frequência na Figura 5.3(b) é visível uma ligeira diminuição nessas frequências, o que poderá explicar a uma menor correlação na selecção sem artefacto. Em relação aos restantes canais é possível observar que todos os valores são próximos ou superiores a 0,8 o que revela uma correlação forte entre os sinais.

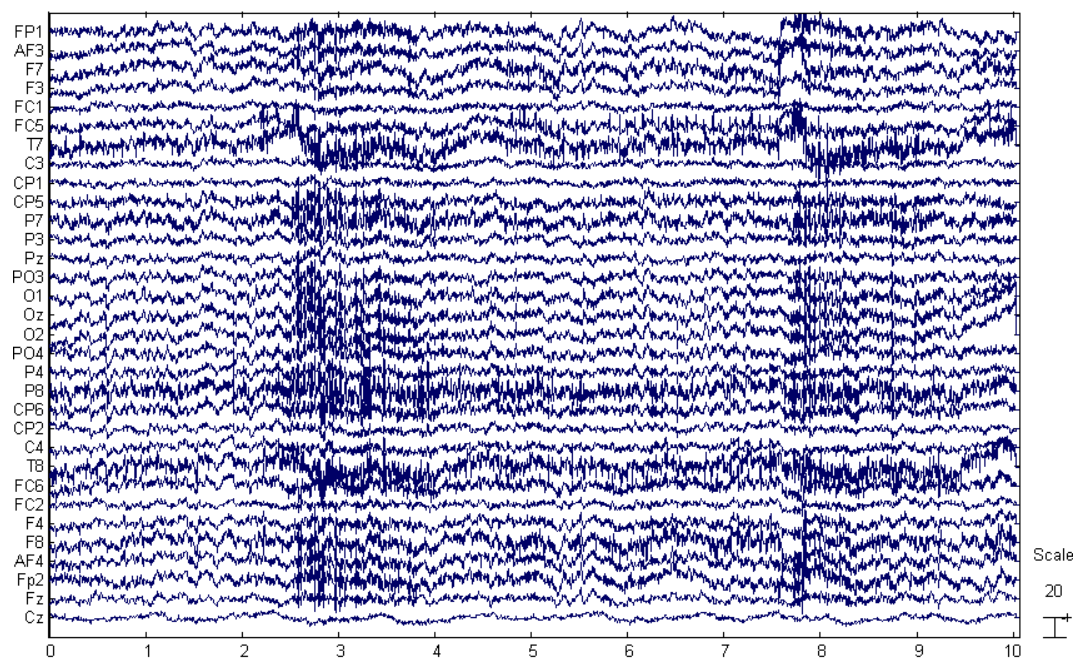


Figura 5.4: Registro de EEG com artefactos resultantes do movimento de abrir e fechar a boca

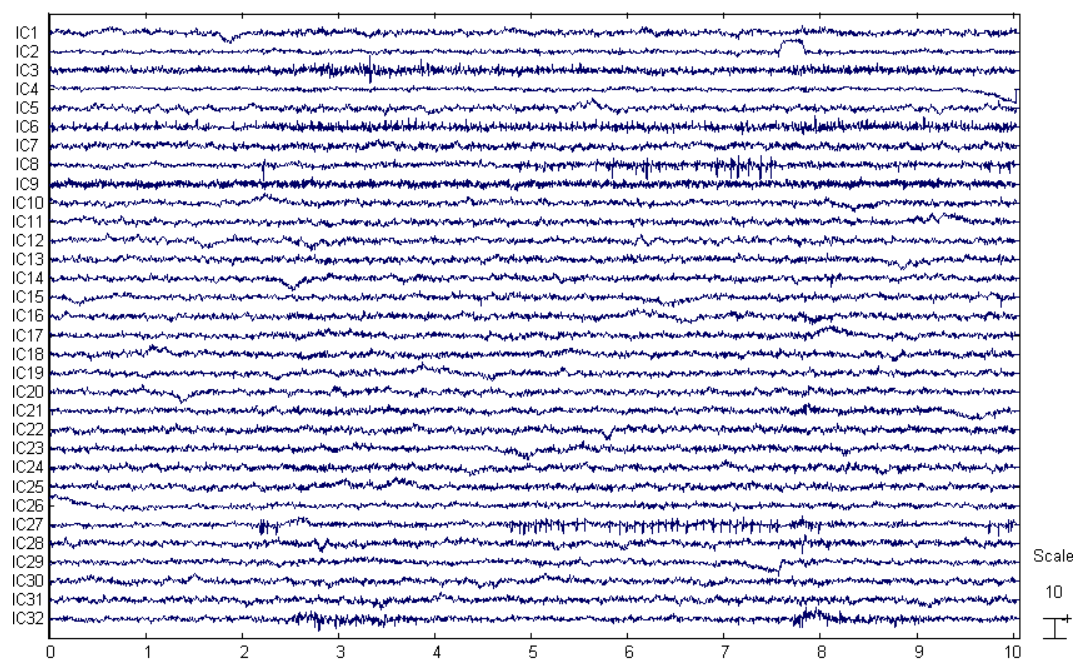


Figura 5.5: Componentes independentes do EEG da Figura 5.4

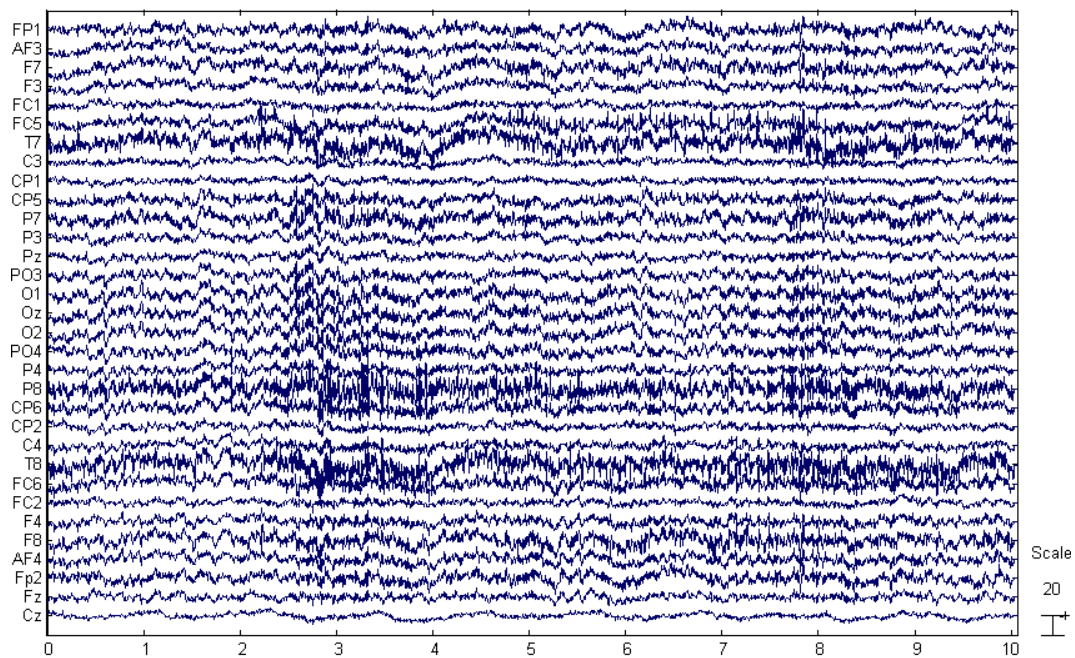


Figura 5.6: EEG corrigido após remoção das componentes 2,4, 14, 29 e 32.

5.2 Pronunciar a letra O

O artefacto presente neste segmento de EEG foi retirado do registo em que foi pedido ao indivíduo para dizer o alfabeto. Na figura 5.10 é possível observar o registo de EEG e na Figura 5.11 as respetivas componentes independentes obtidas depois de se aplicar a ACI. A partir da Figura 5.7, através da análise por *clusters*, é possível identificar as componentes onde se encontram isolados os artefactos. No *cluster 1*, a vermelho, podemos ver as componentes marcadas como artefactos. São elas as componentes 4, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 26 e 27. O EEG corrigido após a remoção destas componentes pode ser observado na Figura 5.12. Na Figura 5.8 é possível observar as componentes removidas e os seus respetivos mapas topográficos.

As componentes 9 e 15, são as que suscitam menos dúvidas relativamente ao facto de serem ou não artefactos. Observando a forma do sinal e os seus mapas topográficos podemos afirmar, sem dúvidas, que representam um artefacto ocular. A partir da visualização dos mapas das componentes 4, 11 e 27 é possível tirar algumas conclusões. Na componente 4 encontram-se isoladas as atividades musculares da zona temporal esquerda, na 11 a atividade dos músculos perto da zona frontal e na 27 a atividade dos músculos na zona parietal. Estas observações acompanhadas pela análise da forma do sinal na Figura 5.8(a), permitem concluir que se tratam de artefactos e não de sinal eletroencefalográfico.

Relativamente à componente 5 e 26, é visível o surgimento de artefactos aos 8 segundos. Uma vez que é nesta altura que ocorre o artefacto ocular na componente 9, é possível

que exista uma relação entre estas 3 componentes. Na verdade, observando os mapas topográficos é visível uma grande atividade nas zonas frontais das componentes 5 e 26 o que é característico de artefactos oculares. No entanto, nestes mapas é também visível atividade na zona occipital, principalmente na componente 26, o que pode significar uma separação deficiente dos artefactos ocular, havendo uma mistura com o sinal neuronal. Para a componente 13 pode ser tirada uma conclusão semelhante, uma vez que é visível uma maior ativação na zona frontal mas, ao mesmo tempo, percebemos a existência de ativações em locais que não estão relacionados com os artefactos oculares. Se repararmos na separação feita por *clusters*, esta componente é a que suscita mais dúvidas em relação ao *cluster* que pertence.

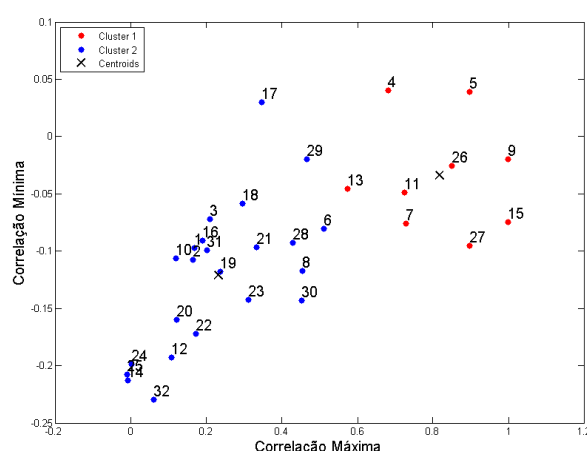
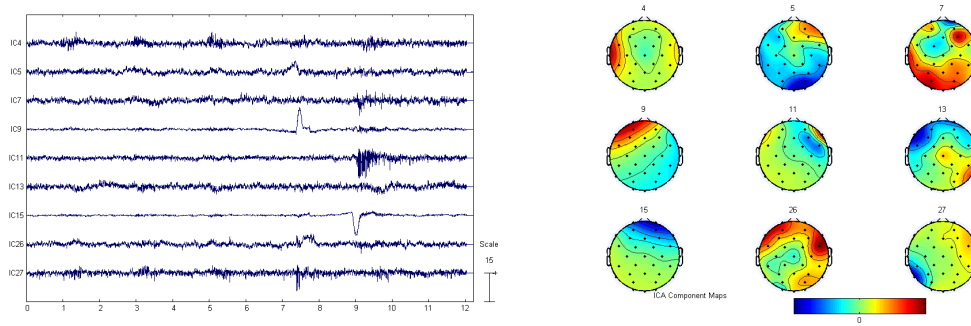


Figura 5.7: *Cluster* obtidos a partir dos valores máximos e mínimos das correlações realizadas entre as RMS do quadrado das CI do EEG e EMG. No *Cluster 1*), a vermelho, estão identificadas as componentes marcadas como artefactos e no azul as restantes. Os números identificam as componentes.

Por fim, a componente 7 parece ser a seleção mais duvidosa devido à distribuição das ativações observadas no mapa. Este caso poderá também ser o resultado de uma separação deficiente, uma vez que, ao observarmos esta componente, percebemos um aumento de amplitude para o mesmo instante em que surge o artefacto na componente 11, podendo verificar-se um problema semelhante ao referido para as componentes 5 e 26.

O EEG original pode ser visualizado na Figura 5.10 e o corrigido na Figura 5.12. Ao comparar os dois sinais, é possível ver que houve uma remoção clara dos artefactos oculares aos 7,5 e 9 segundos e que os artefactos musculares que se encontravam, principalmente, nos canais frontais, temporais e parietais (como por exemplo, FP1, T7, T8, P7, P8, FP1 e FP2) foram também removidos como sucesso. A fim de verificar se a remoção destes artefactos afectou o restante EEG procedeu-se à análise de frequências do canal FP1 e PO4, que pode ser observado na Figura 5.9. Em relação ao espectro do canal FP1

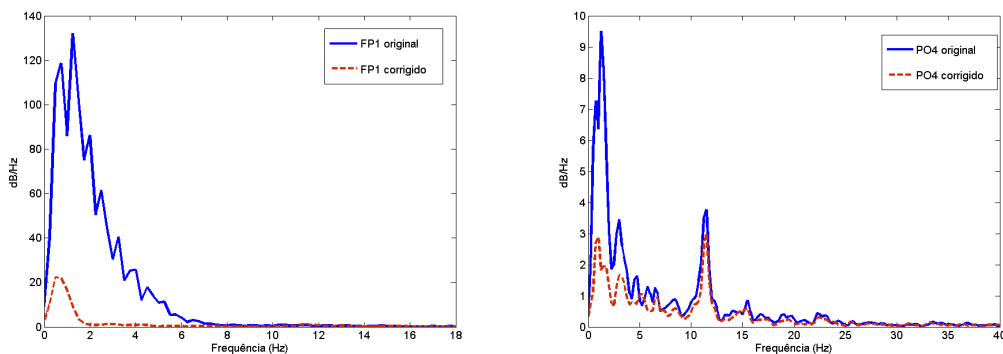


(a)

(b)

Figura 5.8: (a) Componentes marcadas como artefactos. (b) Mapas topográficos das componentes marcadas como artefactos.

no EEG original podemos concluir que este se encontra bastante contaminado pela presença de artefactos, facto que pode ser explicado pela elevada potência da frequência compreendidas entre 0 e 4 Hz. Após a correcção, verifica-se claramente uma diminuição da potência do sinal. No que diz respeito ao canal PO4, verifica-se uma diminuição de potencia entre os 0 e os 10 Hz, embora sejam mantidos os mesmos picos de frequência. Esta diminuição de potência é mais reduzida para o pico de frequência aos 11 Hz, característico das ondas alfa. Pelos espectro do canal PO4 é possível ver que, apesar da diminuição da potência do sinal, continuam a verificar-se frequencias características do EEG.



(a)

(b)

Figura 5.9: (a) Espectro do canal FP1 antes e depois de corrigido (b) Espectro do canal PO4 antes e depois de corrigido

Analisando agora a Tabela 5.2, do canal Oz até ao canal F4 (pela ordem descendente da tabela) verifica-se, comparativamente aos outros canais, um maior aumento da média enquanto que nos restantes ela permanece sem grandes variações. Em relação ao valor

Tabela 5.2: Análise do segmento de EEG com o artefacto resultante da pronunciação da letra O

Canal	EEG Original (μV)				EEG corrigido (μV)				Correlação	
	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão	Total	Seleção
FP1	-0,18	155,25	-31,43	17,96	-0,10	24,28	-20,97	5,81	0,32	0,67
AF3	0,09	92,08	-21,37	12,06	0,02	17,49	-14,37	4,61	0,38	0,80
F7	0,02	94,46	-28,81	11,94	-0,15	26,39	-21,97	6,94	0,58	0,74
F3	-0,06	60,69	-18,96	8,49	-0,01	16,64	-13,11	4,52	0,53	0,86
FC1	0,01	24,74	-9,18	3,64	0,08	7,27	-9,01	2,39	0,66	0,94
FC5	-0,04	43,69	-18,32	6,48	-0,14	21,96	-14,17	4,26	0,66	0,80
T7	0,10	34,93	-33,92	7,22	0,02	15,75	-13,79	4,36	0,60	0,49
C3	-0,02	8,77	-8,51	2,50	-0,02	6,73	-8,19	2,18	0,88	0,92
CP1	-0,03	9,39	-12,69	2,68	0,04	8,37	-9,29	2,12	0,79	0,88
CP5	-0,08	18,75	-22,43	4,50	-0,10	11,54	-10,78	3,23	0,72	0,78
P7	-0,05	31,99	-34,87	6,66	-0,03	16,74	-14,73	4,38	0,66	0,74
P3	-0,01	14,78	-20,31	4,56	0,03	15,59	-12,29	3,68	0,81	0,88
Pz	0,03	14,33	-22,81	4,10	0,12	12,26	-14,65	3,26	0,79	0,91
PO3	-0,10	20,47	-24,03	5,37	-0,03	18,72	-14,47	4,38	0,82	0,91
O1	0,08	29,92	-30,44	6,68	0,18	22,33	-17,39	5,48	0,82	0,93
Oz	-0,07	22,49	-34,53	6,61	0,21	18,79	-16,51	5,01	0,76	0,82
O2	-0,04	22,48	-34,09	6,62	0,21	19,13	-17,73	5,10	0,77	0,85
PO4	-0,21	21,22	-33,89	5,72	0,05	19,27	-16,37	4,21	0,73	0,80
P4	0,05	18,40	-32,81	4,79	0,21	15,91	-12,79	3,66	0,76	0,88
P8	0,15	26,43	-48,80	7,24	0,39	23,69	-18,40	5,67	0,78	0,87
CP6	-0,01	18,50	-42,59	5,29	0,20	15,77	-12,14	3,88	0,73	0,86
CP2	0,05	13,96	-23,61	3,61	0,13	13,43	-8,78	3,06	0,85	0,95
C4	-0,07	19,31	-25,15	4,44	0,14	11,16	-12,91	3,17	0,72	0,91
T8	0,13	33,24	-52,25	7,95	0,34	26,79	-24,76	6,46	0,81	0,92
FC6	-0,03	51,09	-29,17	7,83	0,22	14,63	-14,81	4,73	0,60	0,81
FC2	0,01	32,06	-13,19	4,48	0,15	13,28	-10,57	3,08	0,69	0,97
F4	-0,06	83,72	-24,33	9,57	0,07	16,18	-16,46	4,61	0,48	0,87
F8	0,01	121,06	-59,48	13,75	0,05	21,77	-18,60	5,91	0,43	0,80
AF4	0,06	150,03	-31,42	15,22	0,17	21,75	-20,10	5,82	0,38	0,86
FP2	-0,17	212,69	-45,59	20,80	-0,05	22,59	-18,53	6,02	0,29	0,72
Fz	-0,02	60,67	-16,34	7,23	0,03	12,84	-13,36	3,70	0,51	0,92
Cz	-0,19	9,70	-11,31	2,89	-0,15	9,12	-8,70	2,38	0,82	0,94

máximo verifica-se uma diminuição em todos os canais, excepto o canal P3 onde a variação não ultrapassa $1 \mu V$. A maior variação do valor máximo dá-se nos canais FP1, F8, AF4 e FP2, verificando-se variações acima de $100 \mu V$. Este resultado já seria esperado, uma vez, que é nestes canais que se verifica uma maior expressão dos artefactos oculares que ocorrem aos 7,5 e 9 segundos. A menor variação foi registada nos canais CP1, P3, CP2, e Cz onde esta não ultrapassou o valor de $1 \mu V$. Facto que também não surpreende porque observando o sinal nestes canais, verifica-se que são pouco afectados pelos artefactos.

Para os valores mínimos encontrados verifica-se que variam de uma forma positiva do EEG original para o corrigido, sendo a maior variação a que acontece nos canais P8, CP6, T8, e F8. Tal como nos valores máximos esta variação é maior nos canais onde verifica uma maior presença de artefactos. As menores variações acontecem nos canais FC1, C3, Cz e FC2.

Analisando agora o valor das correlações totais é possível perceber que existe uma baixa correlação (entre 0,3 e 0,4) nos eléctrodos localizados nas zonas frontais (FP1, AF3, AF4 e FP2). Apesar de ser uma correlação baixa, este resultado já seria esperado uma vez que são estes os canais mais afetados pelos artefactos oculares. Se verificarmos, para os mesmos canais, a correlação no intervalo onde não se registam a presença de artefactos, o valor de correlação já é superior, estando à volta dos 0,8. No geral, na segunda correlação, verificam-se valores aceitáveis (próximos ou superiores a 0,7) com exceção do canal T7 que regista uma baixa correlação igual a 0,5.

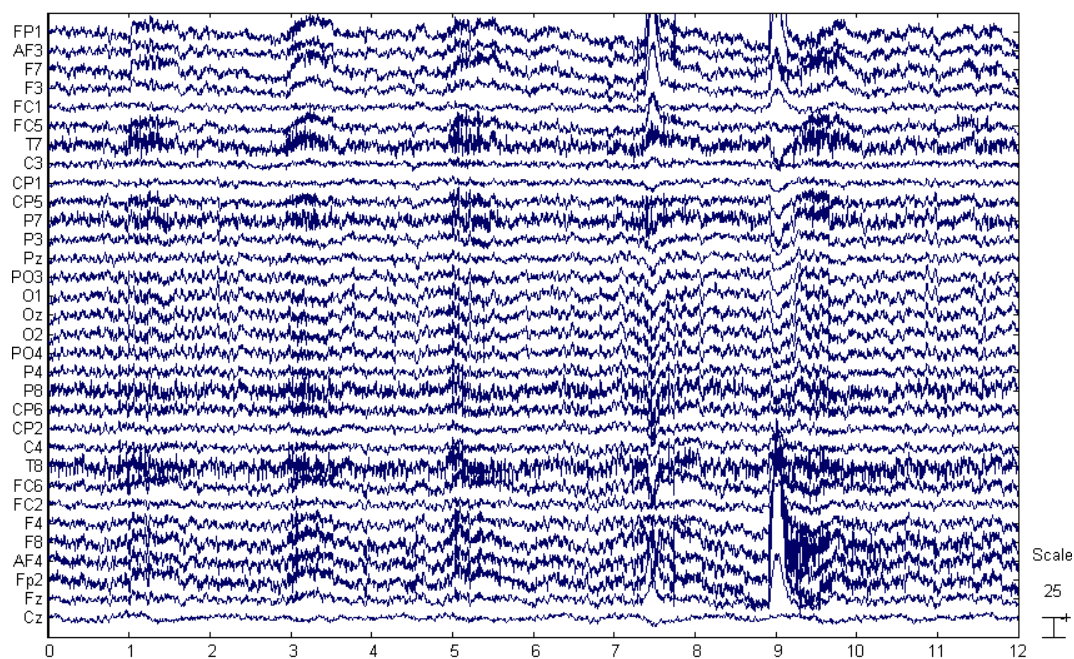


Figura 5.10: Registo de EEG com artefactos resultantes de pronunciar a letra O

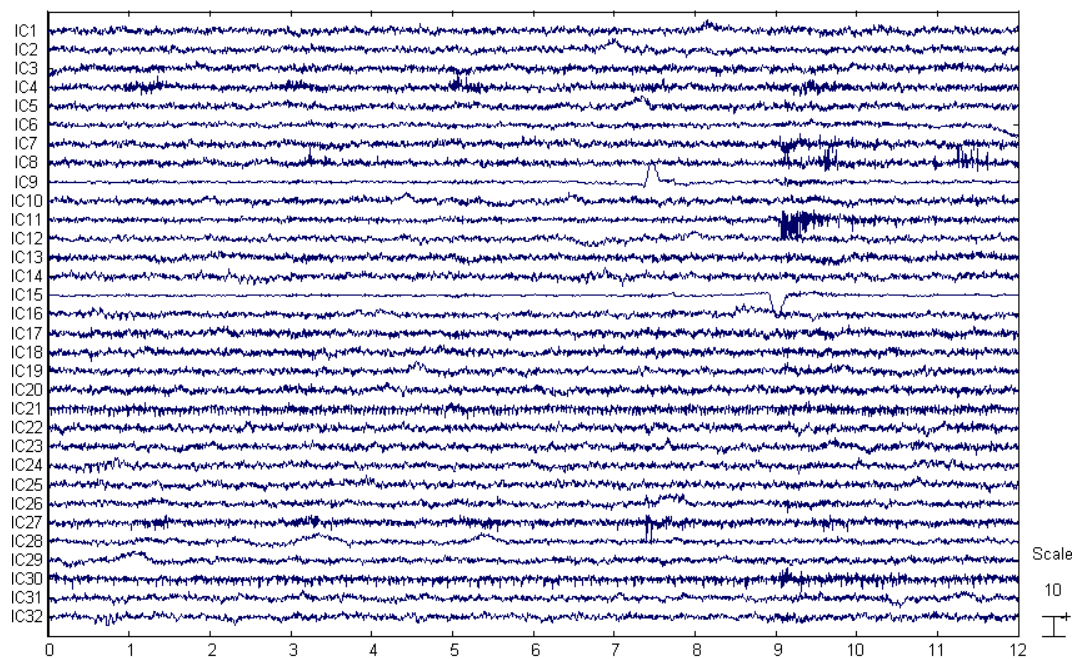


Figura 5.11: Componentes independentes do EEG da Figura 5.10

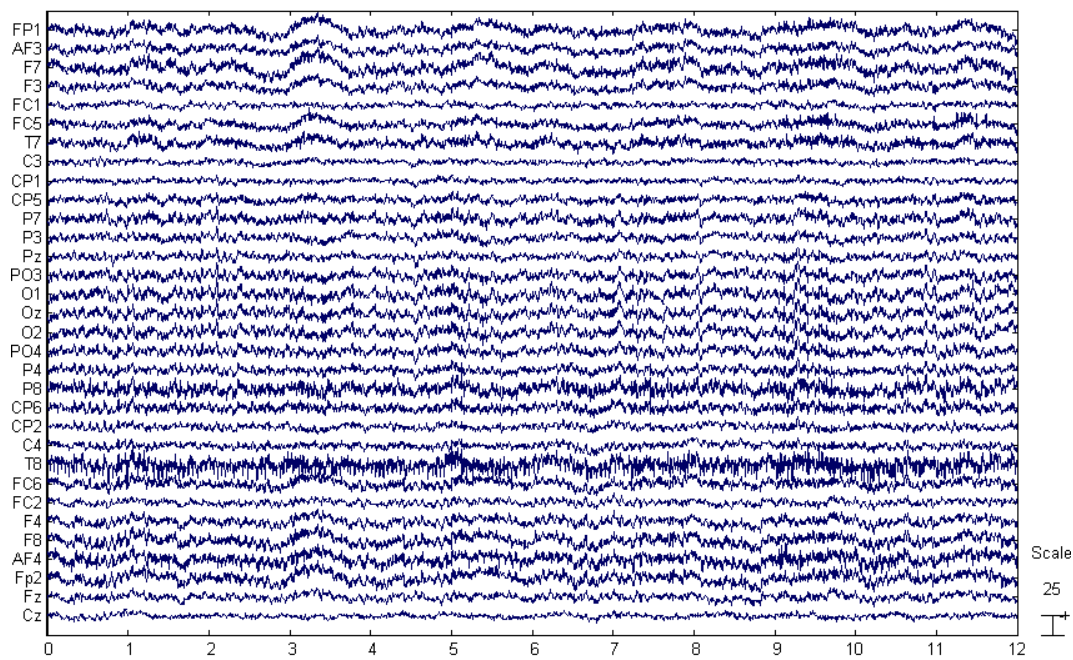


Figura 5.12: EEG corrigido após a remoção das componentes 4, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 26 e 27.

5.3 Movimento da língua

O artefacto no segmento de EEG analisado neste sub-capítulo resultou de um movimento vertical da língua, empurrando-a contra o céu da boca. Nas Figuras 5.16, 5.17 e 5.18 estão representados os registos de EEG, as respectivas componentes e o EEG após a sua correcção. Em relação aos outros casos apresentados, este segmento apresenta artefactos bastante mais intensos. Como é possível ver no registo de EEG, dos 6 aos 7 e dos 10 aos 13 segundos todos canais de EEG parecem ser indecifráveis uma vez que os artefactos se encontram espalhados ao longo de todos os canais.

Analisando visualmente as componentes independentes obtidas para este sinal (Figura 5.17), verifica-se um número superior de componentes com artefactos em comparação com os casos anteriores. Este facto ficou apoiado após de ter sido aplicado o método proposto neste trabalho, uma vez que foram identificadas 17 componentes representativas de artefactos. Na Figura 5.13 mostra-se os resultados obtidos para a seleção das componentes. No *cluster 2*, a azul, estão representadas as componentes selecionadas para remoção. São elas as componentes 2, 3, 6, 7, 9, 10, 11, 13, 15, 18, 19, 20, 23, 28, 30, 31 e 32. Observando estas componentes na Figura 5.14(a) e os seus mapas topográficos na Figura 5.14(b) percebe-se que todas elas, com exceção das componentes 23 e 31, são representativas de artefactos tendo sido marcadas corretamente. As dúvidas que podem surgir em relação as componentes 23 e 31 devem-se ao facto de não se verificar um aumento de amplitude no intervalo de tempo em que ocorre o artefacto.

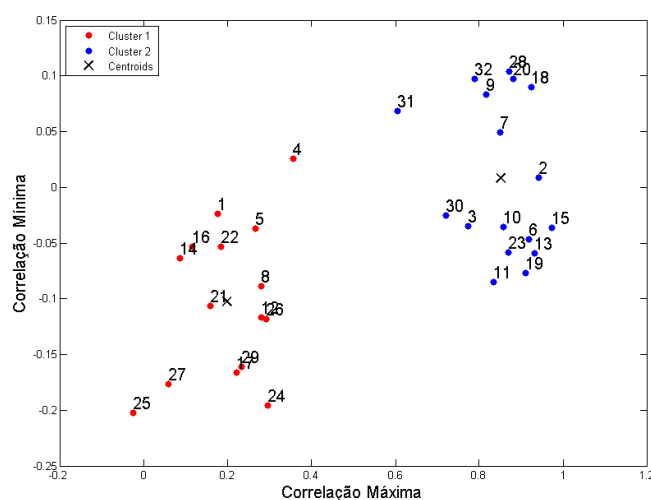
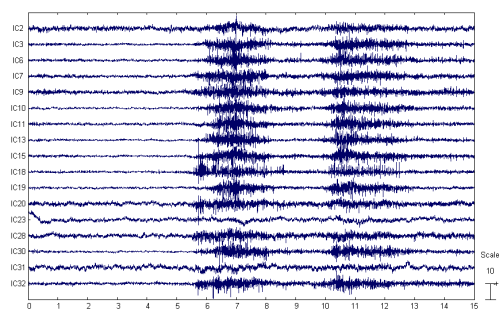


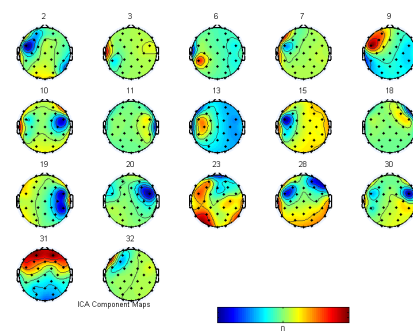
Figura 5.13: *Cluster* obtido a partir dos valores máximos e mínimos das correlações entre as RMS do quadrado das CI do EEG e EMG. A azul, no *cluster 1*, encontram-se as componentes marcadas como artefactos e a vermelho no *cluster 2*, a vermelho, as restantes. Os numeros identificam as componentes.

O resultado final mostrando o EEG corrigido, pode ser visto na Figura 5.18. Comparando o EEG original com o corrigido nota-se claramente uma remoção dos artefactos musculares provocados pelos movimentos da língua. Contudo, foram removidas 17 componentes independentes, o que se pode traduzir numa perda significativa de sinal eletroencefalográfico. Neste caso, a qualidade do sinal após a correção vai depender muito da qualidade da separação feita pelo algoritmo de ACI. Isto acontece porque se as componentes responsáveis pelo sinal muscular estiverem bem isoladas do sinal neurológico, então o EEG reconstruído vai ser menos afetado. Uma análise simples dos mapas topográficos permite afirmar que, em geral, o artefacto muscular terá sido correctamente separado do sinal de EEG, com excepção, talvez, das componentes 23 e 31. Para averiguar a influência da remoção de tantos componentes no EEG, vai-se proceder a uma análise espectral dos canais PO3 e FP2 (Figura 5.15). Em ambos os canais é visível uma remoção eficaz das altas frequências características da atividade muscular. Em relação às frequências características do EEG regista-se apenas uma ligeira diminuição da potência.

Analisando agora a Tabela 5.3 verifica-se que a média do sinal não variou mais que $1 \mu V$ para todos os canais. O Desvio padrão por sua vez registou uma diminuição significativa em todos os canais, sendo esta variação superior nos canais onde o artefacto era mais intenso. Esta variação foi superior nos canais frontais e occipitais registando-se diferenças superiores a $10 \mu V$. Os valores obtidos para o desvio padrão são explicados pela elevada diminuição de amplitude do EEG original para o corrigido devido ao desaparecimento dos artefactos. Na verdade, observando os valores máximos e mínimos antes e depois da correcção, verifica-se que nos canais onde o artefacto era mais intenso a variação foi na ordem das centenas de μV .

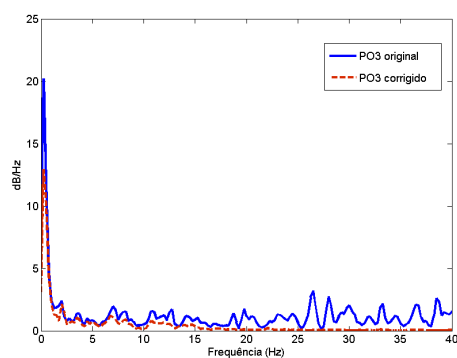


(a)

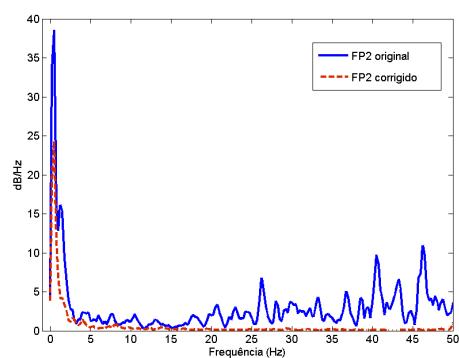


(b)

Figura 5.14: (a) Componentes marcadas como artefactos. (b) Mapas topográficos das componentes marcadas como artefactos.



(a)



(b)

Figura 5.15: (a) Espectro do canal PO3 antes e depois de corrigido (b) Espectro do canal FP2 antes e depois de corrigido

No que diz respeito às correlações, como seria de esperar, existem correlações com valores extremamente baixos. Como esperado, as menores encontram-se nos canais com mais artefactos, registando-se canais com correlações inferiores a 0,3. A maior correlação verificada possui um valor de 0,73 o que, comparativamente com os outros casos, é inferior às correlações máximas apresentadas por estes. Em relação às correlações da selecção, estas possuem valores mais elevados registando-se correlações na ordem dos 0,9, como se pode observar nos canais AF3, CP1, O2 e Cz. A correlação mínima encontrada foi de 0,49 e pertence ao canal F4.

Tabela 5.3: Análise do segmento de EEG com o artefacto resultante do movimento da língua

Canal	EEG Original (μV)				EEG corrigido (μV)				Correlação	
	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão	Média	Máximo	Mínimo	Desvio Padrão	Total	Seleção
FP1	-0,17	99,97	-184,16	14,67	0,03	21,85	-26,54	6,92	0,47	0,68
AF3	-0,16	64,79	-139,28	16,70	-0,26	37,40	-40,11	12,35	0,74	0,92
F7	-0,11	276,10	-493,51	42,24	-0,42	29,93	-34,95	9,35	0,22	0,63
F3	-0,09	102,62	-117,19	14,77	-0,25	22,71	-24,64	7,64	0,52	0,84
FC1	0,07	25,48	-31,27	4,41	0,08	8,74	-10,07	2,46	0,56	0,83
FC5	-0,01	492,65	-392,22	37,35	-0,60	21,63	-24,99	7,85	0,21	0,64
T7	0,11	456,63	-833,32	53,18	-0,61	19,80	-25,37	6,16	0,12	0,56
C3	-0,09	215,26	-138,37	15,58	-0,30	11,90	-14,63	4,37	0,28	0,70
CP1	-0,03	15,83	-23,50	3,67	-0,08	7,81	-8,55	2,12	0,58	0,92
CP5	-0,06	264,42	-139,89	17,97	-0,31	12,01	-12,54	3,64	0,20	0,57
P7	0,01	72,37	-111,72	12,58	-0,42	17,55	-22,91	5,24	0,42	0,69
P3	0,08	31,28	-45,11	6,96	-0,09	11,10	-12,13	3,23	0,46	0,80
Pz	0,07	81,26	-140,15	9,97	0,08	8,54	-9,63	2,47	0,25	0,84
PO3	-0,04	78,33	-117,14	10,71	-0,16	13,87	-18,43	4,48	0,42	0,87
O1	-0,04	114,05	-169,50	13,77	-0,15	19,05	-18,23	4,77	0,35	0,84
Oz	-0,08	132,46	-202,10	15,02	-0,08	18,87	-16,14	4,48	0,30	0,87
O2	-0,04	132,89	-202,92	15,05	-0,04	19,13	-15,99	4,52	0,30	0,88
PO4	-0,25	118,89	-207,67	14,26	-0,26	12,47	-14,46	3,82	0,27	0,87
P4	0,01	104,73	-211,23	14,14	-0,01	8,90	-10,96	2,82	0,20	0,75
P8	0,08	119,70	-266,38	17,28	-0,20	15,11	-16,27	4,41	0,26	0,71
CP6	-0,02	178,26	-256,66	19,15	-0,10	8,11	-10,39	2,65	0,14	0,57
CP2	0,12	85,42	-180,77	12,12	0,11	9,59	-8,68	2,57	0,21	0,79
C4	-0,07	146,66	-233,46	18,69	-0,01	9,79	-11,70	3,13	0,17	0,61
T8	-0,10	214,80	-354,05	32,22	-0,24	16,33	-21,31	5,66	0,18	0,67
FC6	-0,07	282,59	-284,85	27,11	0,07	18,79	-20,90	6,29	0,23	0,83
FC2	-0,04	92,99	-178,73	12,07	0,11	11,60	-8,99	2,50	0,21	0,74
F4	-0,05	132,40	-212,05	15,23	0,27	16,30	-13,47	3,60	0,24	0,43
F8	-0,09	189,17	-256,70	26,11	0,21	24,32	-27,14	7,77	0,30	0,79
AF4	-0,05	101,91	-230,16	17,04	0,26	26,60	-28,01	8,44	0,50	0,86
Fp2	-0,22	125,06	-226,23	16,11	0,11	24,79	-27,70	5,85	0,36	0,65
Fz	0,02	68,26	-133,54	9,08	0,19	15,61	-9,76	3,16	0,35	0,76
Cz	-0,26	60,09	-114,01	7,54	-0,19	6,78	-7,25	1,95	0,26	0,88

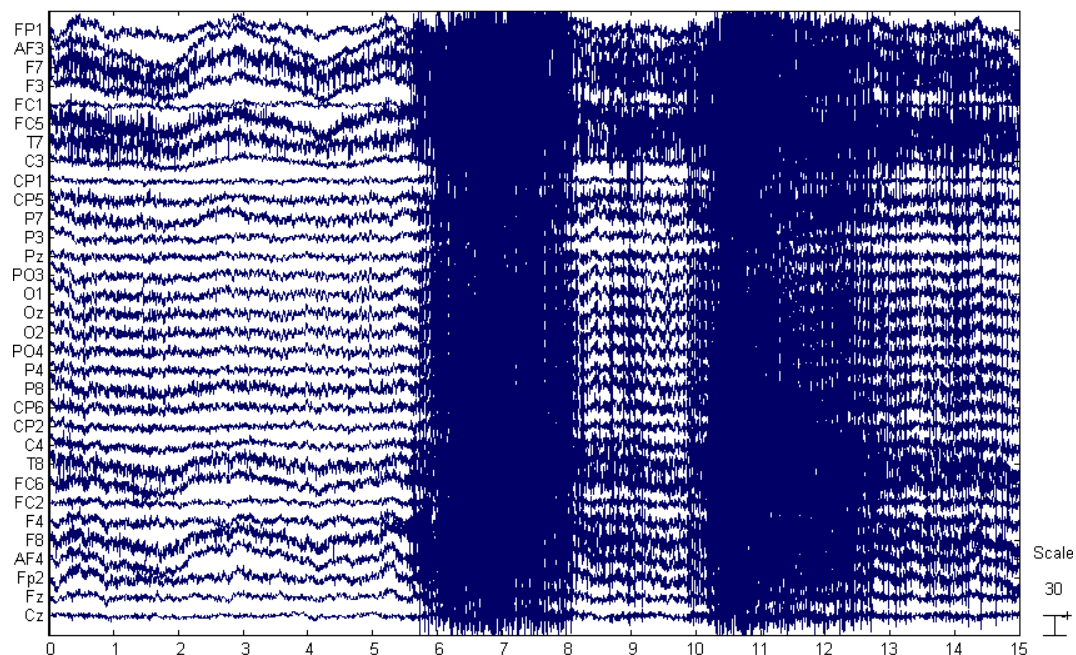


Figura 5.16: Registo de 15 segundos de EEG contendo um artefacto resultante do movimento vertical da língua.

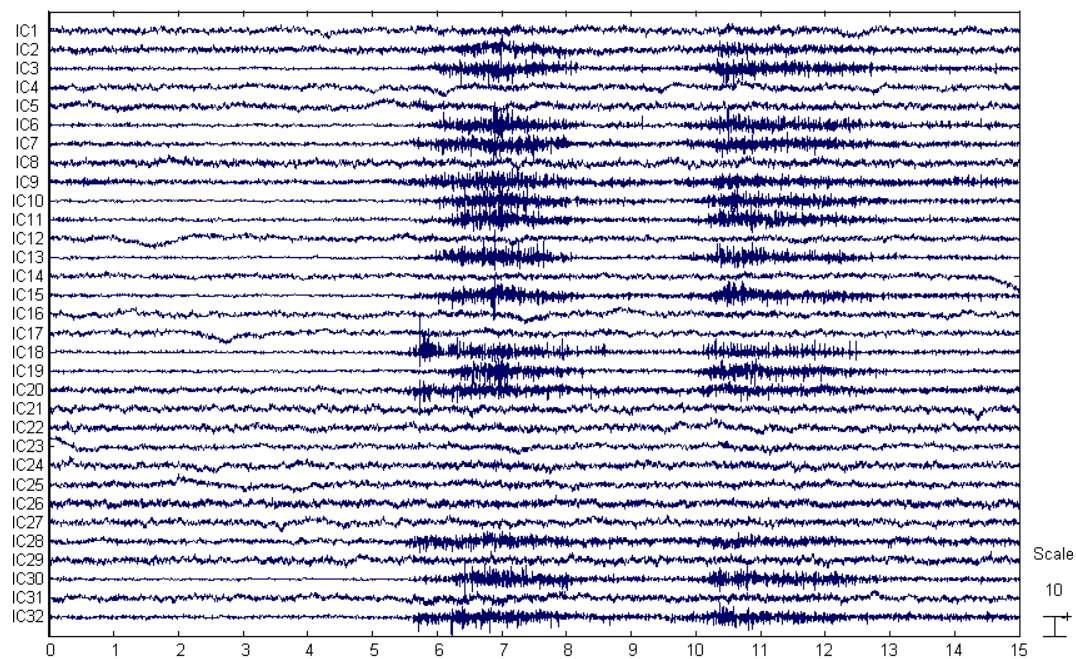


Figura 5.17: Componentes independentes do EEG da Figura 5.16

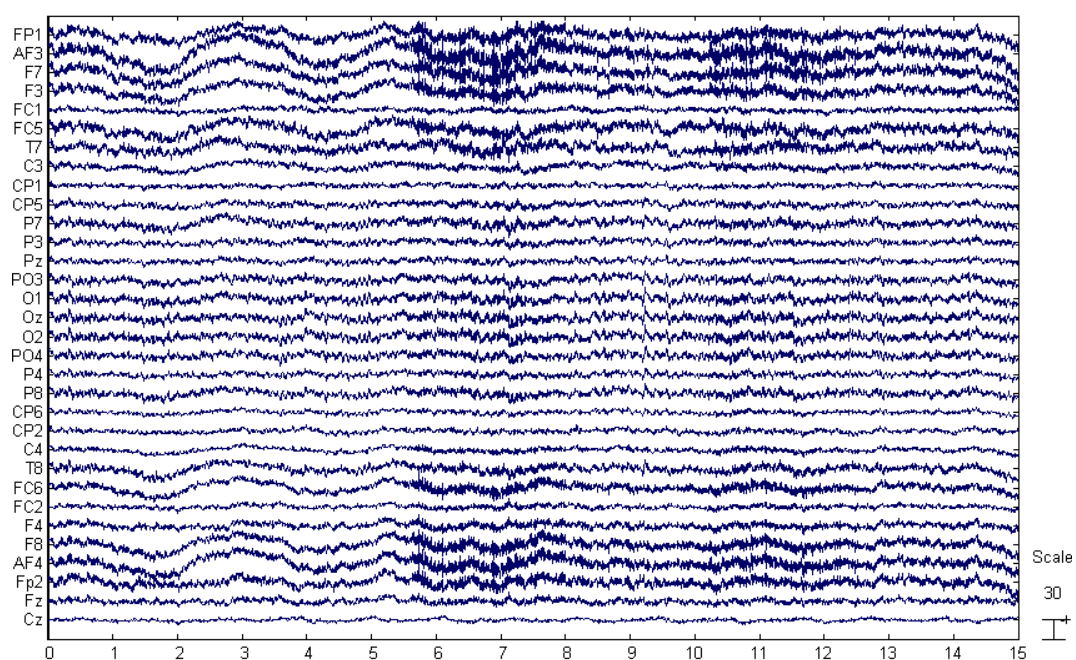


Figura 5.18: EEG corrigido após a remoção das componentes 2, 3, 6, 7, 9, 10, 11, 13, 15, 18, 19, 20, 23, 28, 30, 31 e 32.



Conclusões

6.1 Sumário da Tese e Objectivos atingidos

O principal objetivo do trabalho proposto foi desenvolver um método que permitisse a identificação automática de artefactos musculares provenientes da articulação oral. Para isso, recorreu-se à ACI de forma a separar o EEG em componentes independentes. Após este processo, aplicando o método já descrito baseado na comparação entre os sinais de EEG e de EMG, identificou-se e removeu-se as componentes que fossem representativas de artefactos. No que diz respeito a este ponto, é possível afirmar que os objectivos foram cumpridos, no sentido em que foi conseguido identificar e remover grande parte dos artefactos do EEG.

O método foi aplicado a três segmentos de EEG, tendo cada um deles um grau de contaminação diferente, de forma a podermos avaliar a eficácia do método. No geral, os artefactos foram bem identificados para todos os sinais, como se pode verificar pela análise espectral efectuada a alguns dos canais. Apesar de se verificar a perda de alguma potência no sinal antes e depois da correcção, os picos relativos às frequências típicas do EEG são mantidos e visualmente, é possível confirmar que o EEG corrigido parece ter mantido as características específicas deste tipo de sinal, mesmo quando se remove um elevado número de componentes independentes como é o caso do movimento da língua.

Relativamente aos tipos de artefactos encontrados podemos concluir que estes são mais intensos nos eléttodos que se encontram junto às zonas frontais, temporais e próximas do pescoço, podendo ser referidos os eléttodos: FP1, AF3, F7, FC1, T7, P7, O1, Oz, O2, F8, P8, T8, AF4, AF4 e FP2.

6.2 Limitações e Perspectivas futuras

Um dos problema que se verificou na utilização de *clusters* para detectar as componentes associadas ao ruído, está relacionado com a dificuldade em as classificar correctamente. Por essa razão seria positivo complementar este método com uma outra análise de forma a tornar a identificação de componentes com artefactos mais robusta. Neste sentido pode ser sugerido o uso de vários métodos sugeridos por Delorme *et al* [18, 56] onde são usadas estatísticas de ordem superior para a análise das componentes independentes.

Outra limitação do método utilizado está relacionada com o facto da identificação das componentes com artefactos estar dependente de canais de referência como o EMG. Num futuro, seria vantajoso que estes canais de referência pudessem deixar de ser necessários. Uma vez que, durante este trabalho, se verificou que as componentes com artefactos possuíam mapas topográficos característicos, uma das soluções seria criar modelos destes artefactos, tendo por base as distribuições topográficas definidas pela matriz de mistura da ACI. Desta forma, a identificação de componentes independentes com artefactos poderá ser feita com comparação a um modelo não sendo necessário a existência de canais de referência.

Um importante ponto deste trabalho foi a aplicação de ACI ao sinal eletroencefalográfico. Apesar da ACI estar bastante referenciada como uma técnica eficaz para a separação de componentes independentes em EEG, é importante referir alguns pontos que podem influenciar a qualidade da separação efetuada. Como já foi mencionado, uma das limitações da ACI é que o número de fontes a separar ter que ser, no máximo, igual ao número de sensores utilizados. Contudo, no EEG, o número certo de componentes que contribuem para o sinal é na realidade desconhecido, podendo a atividade cerebral registada ser resultado de um maior número de fontes do que os elétrodos disponíveis para registar essa atividade. O problema inverso, designado por *overlearning* [59], pode também ocorrer, ou seja, se o número de componentes pedido ao algoritmo for inferior às fontes existentes, o resultado final da separação pode ser influenciado. Esta poderá ter sido uma das causas para o problema registado na separação das componentes do EEG em que o indivíduo pronunciava a letra O. Como foi referido, verifica-se que as componentes 5 e 26 parecem ser resultado de uma mistura entre sinal neurológico e muscular. Por essa razão, para trabalhos futuros será importante ter em conta este facto e tentar adaptar o algoritmo a cada situação concreta. Uma forma de o fazer será reduzindo a dimensão dos dados por ACP, sendo uma proposta possível criar um método que estime o número de fontes existentes em determinado sinal.

Relativamente à aplicação da ACI, seria também interessante testar outros algoritmo além do *FastICA*. Desta forma seria possível perceber de que forma o algoritmo utilizado irá influenciar o resultado final obtido.

Também seria importante definir um protocolo de forma a ser possível, após correção

dos artefactos, conseguir quantificar a qualidade da correção efetuada. Uma das soluções possíveis para resolver este problema é que, numa próxima aquisição de dados, o indivíduo contamine o sinal de EEG mas em repouso e de olhos fechados. Assim, é possível obter registos onde poderão ser mais evidentes as ondas alfa, um ritmo bastante característico dos registos de EEG. Evidenciado características típicas deste tipo de sinal torna-se possível definir um termo de comparação entre o sinal original e o corrigido.

Bibliografia

- [1] L. Ganushchak, I. Christoffels, and N. O. Schiller, "The use of electroencephalography (eeg) in language production research: A review," *Frontiers in Psychology*, vol. 2, no. 00208, 2011.
- [2] D. M. Vos, S. Riès, K. Vanderperren, B. Vanrumste, F.-X. Alario, V. S. Huffel, and B. Burle, "Removal of muscle artifacts from eeg recordings of spoken language production," *Neuroinformatics*, vol. 8, pp. 135–150, 2010. 10.1007/s12021-010-9071-0.
- [3] M. Van Turenout, P. Hagoort, and C. Brown, "Brain activity during speaking: From syntax to phonology in 40 milliseconds," *Science*, vol. 280, no. 5363, pp. 572–574, 1998.
- [4] B. H. Brooker and M. W. Donald, "Contribution of the speech musculature to apparent human eeg asymmetries prior to vocalization," *Brain and Language*, vol. 9, no. 2, pp. 226 – 245, 1980.
- [5] B. Grözing, H. Kornhuber, and J. Kriebel, "Methodological problems in the investigation of cerebral potentials preceding speech: Determining the onset and suppressing artefacts caused by speech," *Neuropsychologia*, vol. 13, no. 3, pp. 263 – 270, 1975.
- [6] J. Szirtes and H. V. Jr., "Characteristics of cranial and facial potentials associated with speech production," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 43, no. 3, pp. 386 – 396, 1977.
- [7] D. McAdam and H. Whitaker, "Language production: Electroencephalographic localization in the normal human brain," *Science*, vol. 172, no. 3982, pp. 499–502, 1971.
- [8] W. De Clercq, A. Vergult, B. Vanrumste, W. Van Paesschen, and S. Van Huffel, "Canonical correlation analysis applied to remove muscle artifacts from the electroencephalogram," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 53, no. 12, pp. 2583–2587, 2006.

- [9] R. Croft and R. Barry, "Removal of ocular artifact from the eeg: a review," *Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology*, vol. 30, no. 1, pp. 5–19, 2000.
- [10] T. Jung, C. Humphries, T. Lee, S. Makeig, M. McKeown, V. Iragui, and T. Sejnowski, "Removing electroencephalographic artifacts: comparison between ica and pca," in *Neural Networks for Signal Processing VIII, 1998. Proceedings of the 1998 IEEE Signal Processing Society Workshop*, pp. 63–72, Ieee, 1998.
- [11] C. Lima, C. Silva, A. Tavares, and J. Oliveira, "Blind source separation by independent component analysis applied to electroencephalographic signals," 2003.
- [12] A. Hyvärinen and E. Oja, "Independent component analysis: algorithms and applications," *Neural networks*, vol. 13, no. 4-5, pp. 411–430, 2000.
- [13] A. Hyvärinen, J. Karhunen, and E. Oja, *Independent Component Analysis*, vol. 26. Wiley-interscience, 2001.
- [14] C. James and C. Hesse, "Independent component analysis for biomedical signals," *Physiological measurement*, vol. 26, p. R15, 2005.
- [15] T. Jung, C. Humphries, T. Lee, S. Makeig, M. McKeown, V. Iragui, and T. Sejnowski, "Extended ica removes artifacts from electroencephalographic recordings," *Advances in neural information processing systems*, pp. 894–900, 1998.
- [16] T. Jung, S. Makeig, T. Lee, M. McKeown, G. Brown, A. Bell, and T. Sejnowski, "Independent component analysis of biomedical signals," in *Proc. Int. Workshop on Independent Component Analysis and Signal Separation*, pp. 633–644, Citeseer, 2000.
- [17] R. Vigário, J. Sarela, V. Jousmiki, M. Hamalainen, and E. Oja, "Independent component approach to the analysis of eeg and meg recordings," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 47, no. 5, pp. 589–593, 2000.
- [18] A. Delorme, S. Makeig, and T. Sejnowski, "Automatic artifact rejection for eeg data using high-order statistics and independent component analysis," in *International workshop on ICA (San Diego, CA)*, 2001.
- [19] C. Joyce, I. Gorodnitsky, and M. Kutas, "Automatic removal of eye movement and blink artifacts from eeg data using blind component separation," *Psychophysiology*, vol. 41, no. 2, pp. 313–325, 2004.
- [20] Y. Li, Z. Ma, W. Lu, and Y. Li, "Automatic removal of the eye blink artifact from eeg using an ica-based template matching approach," *Physiological measurement*, vol. 27, p. 425, 2006.
- [21] G. Gomez-Herrero, W. De Clercq, H. Anwar, O. Kara, K. Egiazarian, S. Van Huffel, and W. Van Paesschen, "Automatic removal of ocular artifacts in the eeg without an

- eeg reference channel,” in *Signal Processing Symposium, 2006. NORSIG 2006. Proceedings of the 7th Nordic*, pp. 130–133, Ieee, 2006.
- [22] F. Campos Viola, J. Thorne, B. Edmonds, T. Schneider, T. Eichele, and S. Debener, “Semi-automatic identification of independent components representing eeg artifact,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 120, no. 5, pp. 868–877, 2009.
- [23] C. Silva, *Processamento de Dados Electroencefalográficos - Aplicações à epilepsia*. PhD em Biofísica, Universidade de Lisboa, 1998.
- [24] D. Schomer and F. da Silva, *Niedermeyer’s Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. Lippincott Williams & Wilkins, 2010.
- [25] M. Guerreiro, “Análise diferenciada das componentes independentes de potenciais evocados p3a e p3b,” 2007.
- [26] K. Blinowska and P. Durka, “Electroencephalography (eeg),” *Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering*, 2006.
- [27] J. Oliveira, P. WACHTER, and A. AZAMBUJA, *Biofísica: para ciências biomédicas*. Edipucrs, 2002.
- [28] N. Schaul, “The fundamental neural mechanisms of electroencephalography,” *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, vol. 106, no. 2, pp. 101–107, 1998.
- [29] W. Klimesch, “Eeg alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis,” *Brain research reviews*, vol. 29, no. 2-3, pp. 169–195, 1999.
- [30] J. G. Webster, *Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation*, vol. 3. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2 ed., 2006.
- [31] J. D. Bronzino, *The Biomedical Engineering Handbook, Volume I*. CRC Press LLC, 2000.
- [32] M. Nuwer, G. Comi, R. Emerson, A. Fuglsang-Frederiksen, J. Guérit, H. Hinrichs, A. Ikeda, F. Luccas, P. Rappelsburger, *et al.*, “Ifcn standards for digital recording of clinical eeg,” *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, vol. 106, no. 3, pp. 259–261, 1998.
- [33] J. Malmivuo and R. Plonsey, *Bioelectromagnetism: principles and applications of bioelectric and biomagnetic fields*. Oxford University Press, USA, 1995.
- [34] R. Anghinah, L. Basile, M. Schmidt, K. Sameshima, and W. Gattaz, “Artefatos biológicos no eeg quantitativo,” *Arq Neuropsiquiatr*, vol. 64, no. 2-A, pp. 264–268, 2006.
- [35] S. HAYKIN and B. Van Veen, *Sinais e Sistemas*. Bookman, 2001.

- [36] S. Tong and N. Thakor, *Quantitative EEG Analysis Methods and Clinical Applications*. Artech House Publishers, 2009.
- [37] U. Misra, *Clinical Electroencephalography*. Elsevier India, 2005.
- [38] J. Kropotov, *Quantitative EEG, Event-Related Potentials and Neurotherapy*. Academic Press, 2009.
- [39] A. Schlögl, C. Keinrath, D. Zimmermann, R. Scherer, R. Leeb, and G. Pfurtscheller, "A fully automated correction method of eeg artifacts in eeg recordings," *Clinical Neurophysiology*, vol. 118, no. 1, pp. 98–104, 2007.
- [40] O. Lins, T. Picton, P. Berg, and M. Scherg, "Ocular artifacts in eeg and event-related potentials i: Scalp topography," *Brain topography*, vol. 6, no. 1, pp. 51–63, 1993.
- [41] D. Hagemann and E. Naumann, "The effects of ocular artifacts on (lateralized) broadband power in the eeg," *Clinical Neurophysiology*, vol. 112, no. 2, pp. 215 – 231, 2001.
- [42] T. Gasser, P. Ziegler, and W. Gattaz, "The deleterious effect of ocular artefacts on the quantitative eeg, and a remedy," *European archives of psychiatry and clinical neuroscience*, vol. 241, no. 6, pp. 352–356, 1992.
- [43] S. Hillyard and R. Galambos, "Eye movement artifact in the cnv," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 28, no. 2, pp. 173–182, 1970.
- [44] I. Goncharova, D. McFarland, T. Vaughan, and J. Wolpaw, "Emg contamination of eeg: spectral and topographical characteristics," *Clinical Neurophysiology*, vol. 114, no. 9, pp. 1580–1593, 2003.
- [45] B. W. McMenamin, A. J. Shackman, L. L. Greischar, and R. J. Davidson, "Electromyogenic artifacts and electroencephalographic inferences revisited," *NeuroImage*, vol. 54, no. 1, pp. 4 – 9, 2011.
- [46] E. Whitham, K. Pope, S. Fitzgibbon, T. Lewis, C. Clark, S. Loveless, M. Broberg, A. Wallace, D. DeLosAngeles, P. Lillie, *et al.*, "Scalp electrical recording during paralysis: quantitative evidence that eeg frequencies above 20hz are contaminated by emg," *Clinical neurophysiology*, vol. 118, no. 8, pp. 1877–1888, 2007.
- [47] A. Shackman, B. McMenamin, H. Slagter, J. Maxwell, L. Greischar, and R. Davidson, "Electromyogenic artifacts and electroencephalographic inferences," *Brain topography*, vol. 22, no. 1, pp. 7–12, 2009.
- [48] Y. Nam, Q. Zhao, A. Cichocki, and S. Choi, "A tongue-machine interface: detection of tongue positions by glossokinetic potentials," *Neural Information Processing. Models and Applications*, pp. 34–41, 2010.

- [49] S. Vanhatalo, J. Voipio, A. Dewaraja, M. Holmes, and J. Miller, "Topography and elimination of slow eeg responses related to tongue movements," *NeuroImage*, vol. 20, no. 2, pp. 1419 – 1423, 2003.
- [50] P. Comon, "Independent component analysis, a new concept?," *Signal processing*, vol. 36, no. 3, pp. 287–314, 1994.
- [51] J. Cardoso, "Blind signal separation: statistical principles," *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 10, pp. 2009–2025, 1998.
- [52] D. Langlois, S. Chartier, and D. Gosselin, "An introduction to independent component analysis: Infomax and fastica algorithms," *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, vol. 6, no. 1, pp. 31–38, 2010.
- [53] A. Papoulis and R. Probability, *Stochastic Processes*, vol. 3. McGraw-hill New York, 1991.
- [54] A. Hyvarinen, "Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis," *Neural Networks, IEEE Transactions on*, vol. 10, no. 3, pp. 626–634, 1999.
- [55] T. Jung, S. Makeig, C. Humphries, T. Lee, M. Mckeown, V. Iragui, and T. Sejnowski, "Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation," *Psychophysiology*, vol. 37, no. 2, pp. 163–178, 2000.
- [56] A. Delorme, T. Sejnowski, and S. Makeig, "Enhanced detection of artifacts in eeg data using higher-order statistics and independent component analysis," *Neuroimage*, vol. 34, no. 4, p. 1443, 2007.
- [57] A. Delorme and S. Makeig, "Eeglab: an open source toolbox for analysis of single-trial eeg dynamics including independent component analysis," *Journal of neuroscience methods*, vol. 134, no. 1, pp. 9–21, 2004.
- [58] T. Park, *Introduction to Digital Signal Processing: Computer Musically Speaking*. World Scientific Publishing Company Incorporated, 2010.
- [59] J. Särelä and R. Vigário, "Overlearning in marginal distribution-based ica: analysis and solutions," *The Journal of Machine Learning Research*, vol. 4, pp. 1447–1469, 2003.



Registos de EMG e respetivas CI

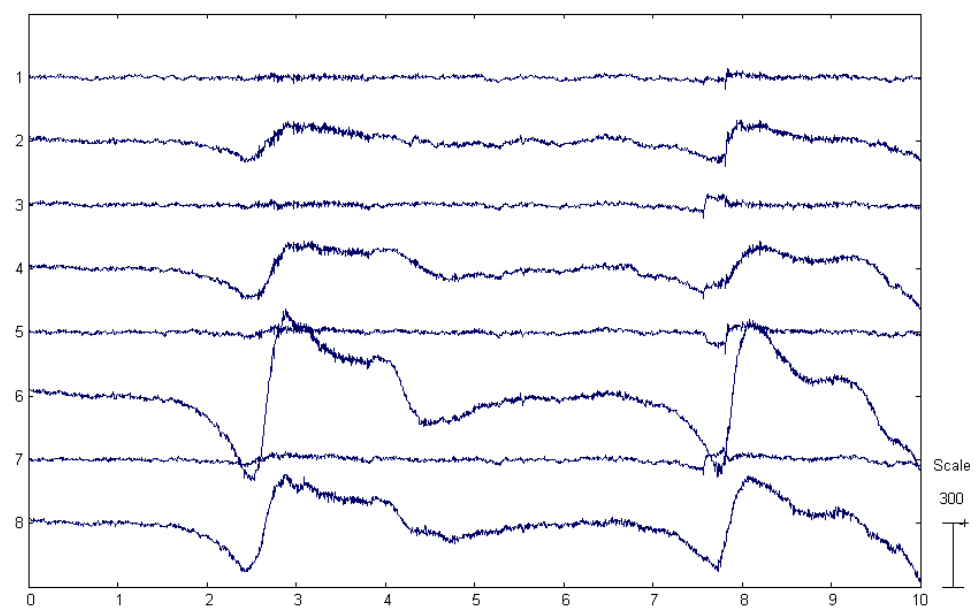


Figura A.1: Registo de EMG - Abrir e fechar a boca

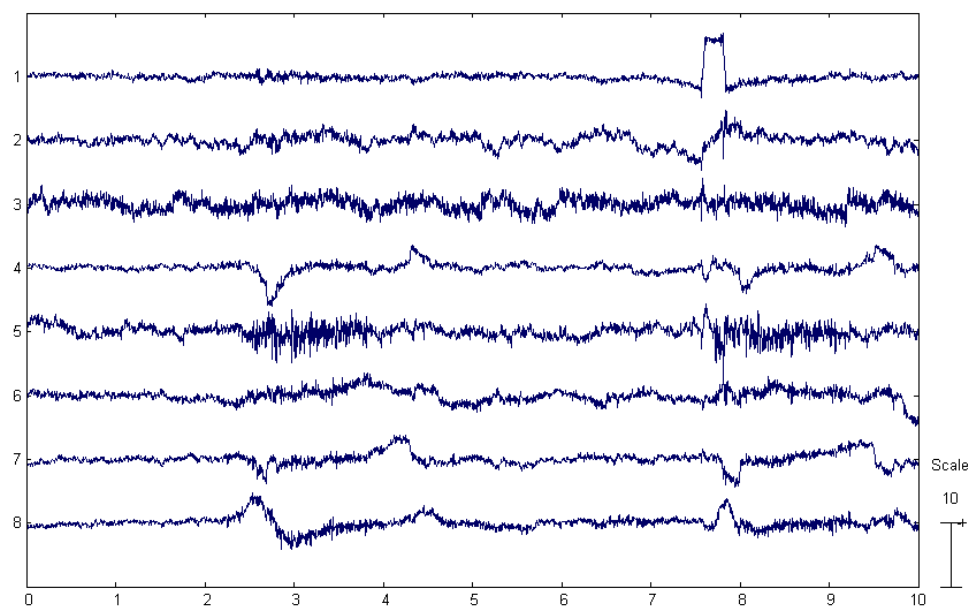


Figura A.2: Componentes independentes do EMG - Abrir e fechar a boca

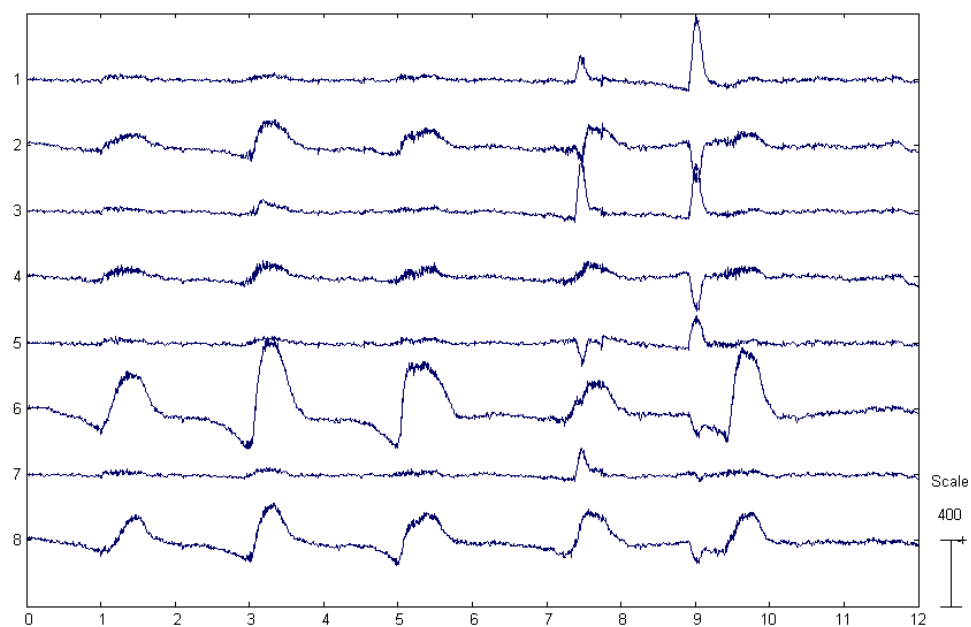


Figura A.3: Registo de EMG - Pronunciar a letra O

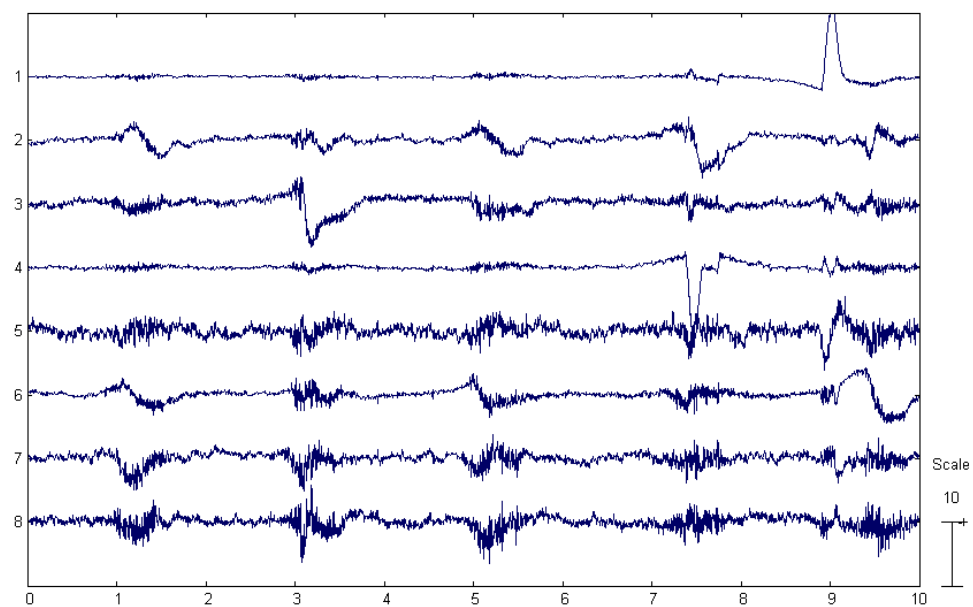


Figura A.4: Componentes independentes de EMG - Pronunciar a letra O

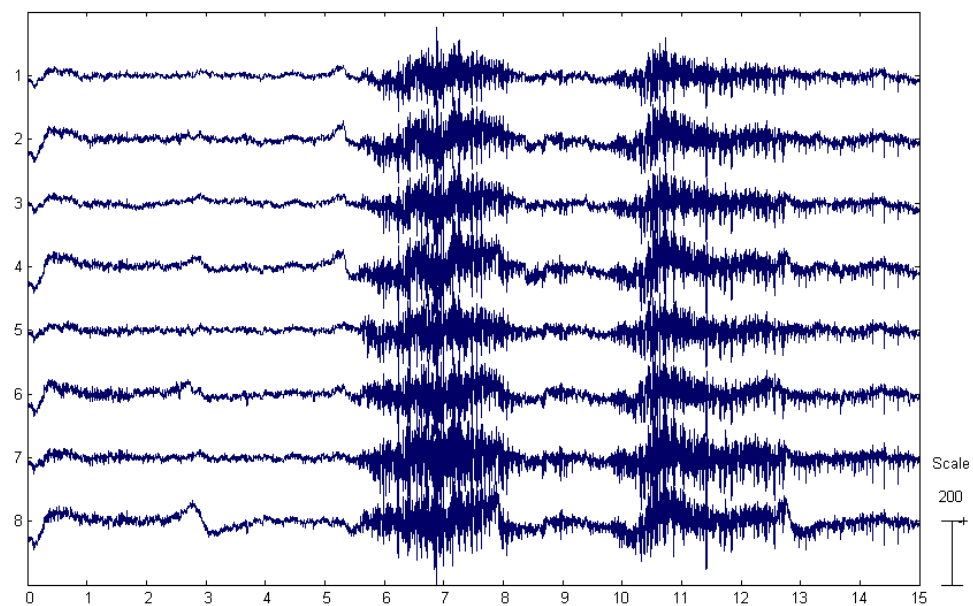


Figura A.5: Registo de EMG - Movimento da língua

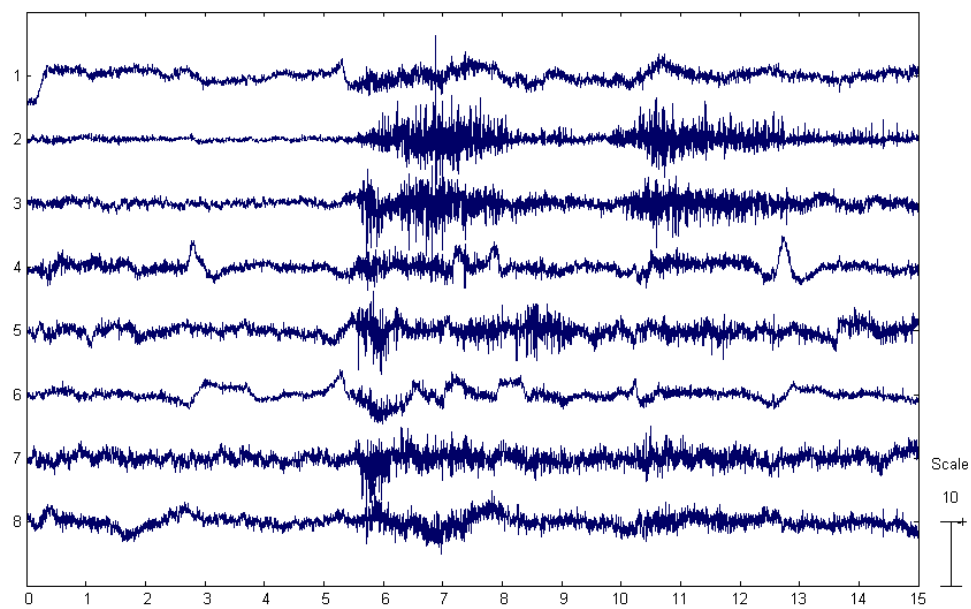


Figura A.6: Componentes independentes do EMG - Movimento da língua



Tabelas de Correlações

Tabela B.1: Correlações - Abrir e fechar a boca

	RMS das CI do EMG							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	-0,03	-0,05	-0,14	-0,06	-0,07	-0,07	-0,07	-0,03
2	1,00	0,74	0,26	-0,01	0,67	0,09	0,26	0,15
3	-0,03	0,07	0,21	0,24	0,27	0,17	0,06	0,36
4	-0,04	0,01	-0,08	-0,03	-0,12	0,82	-0,01	0,00
5	-0,10	-0,15	0,45	-0,04	-0,16	0,06	0,01	-0,04
6	0,33	0,31	0,12	0,14	0,48	0,26	0,45	0,32
7	-0,13	-0,04	0,09	0,04	-0,12	-0,15	0,07	-0,16
8	-0,08	0,31	-0,06	-0,13	-0,24	-0,01	-0,19	-0,18
9	0,08	-0,07	0,24	0,24	0,16	0,00	0,15	0,26
10	-0,04	-0,10	-0,12	-0,02	0,07	0,05	-0,12	0,06
11	-0,08	-0,11	0,14	0,05	-0,01	-0,15	0,28	-0,06
12	-0,01	-0,08	-0,12	0,49	0,13	-0,20	0,05	0,45
13	-0,07	-0,17	0,27	-0,02	-0,02	-0,09	-0,05	-0,08
14	-0,01	-0,02	-0,09	0,59	0,13	-0,03	0,19	0,70
15	-0,08	-0,03	-0,25	-0,14	-0,15	0,30	-0,08	-0,16
16	0,20	0,23	-0,02	-0,14	0,14	0,03	0,11	0,02
17	-0,01	0,06	-0,15	0,39	0,31	-0,06	-0,06	0,19
18	0,01	-0,07	0,08	0,01	0,00	-0,04	-0,02	-0,01
19	-0,02	-0,05	0,08	-0,13	-0,04	0,34	0,16	0,02
20	0,07	-0,01	-0,08	-0,06	0,04	-0,08	-0,07	-0,03
21	0,13	0,16	0,04	0,27	0,05	0,17	0,36	0,11
22	-0,03	0,07	0,27	-0,05	-0,02	-0,06	-0,14	-0,11
23	-0,09	-0,06	0,12	-0,05	-0,09	0,08	-0,19	-0,04
24	0,01	0,05	-0,13	0,14	0,01	0,06	0,10	-0,02
25	-0,01	-0,02	-0,15	-0,05	0,17	0,13	-0,12	0,17
26	-0,07	-0,17	0,05	-0,10	0,11	-0,13	-0,10	-0,12
27	0,17	0,39	-0,07	0,08	-0,09	0,36	0,04	0,25
28	0,25	0,33	0,04	0,31	0,47	0,01	0,35	0,36
29	0,63	0,75	0,20	-0,05	0,32	-0,06	-0,10	-0,04
30	-0,02	-0,05	-0,08	0,14	-0,05	-0,09	0,03	0,05
31	-0,01	0,05	0,20	-0,16	0,03	0,08	0,24	0,01
32	0,51	0,45	0,01	0,40	0,82	0,11	0,46	0,67

Tabela B.2: Correlações - Pronunciar a letra O

RMS das CI do EMG									
	1	2	3	4	5	6	7	8	
RMS das CI do EEG	1	-0,07	-0,09	0,17	-0,10	0,03	0,09	-0,04	0,14
	2	-0,11	0,16	-0,05	0,02	-0,10	-0,10	-0,07	-0,05
	3	-0,07	0,02	0,00	-0,06	0,05	0,19	-0,04	0,21
	4	0,04	0,41	0,24	0,05	0,31	0,51	0,45	0,68
	5	0,04	0,13	0,07	0,90	0,29	0,06	0,10	0,10
	6	-0,02	-0,07	-0,06	-0,04	-0,08	-0,01	0,51	-0,05
	7	0,73	-0,04	0,03	-0,08	0,48	0,50	0,18	0,18
	8	0,04	-0,08	0,36	-0,12	0,08	0,45	0,15	0,45
	9	-0,02	0,42	0,01	1,00	0,26	0,05	0,10	0,06
	10	-0,03	0,09	-0,07	0,01	-0,06	0,12	-0,11	-0,03
	11	0,72	-0,02	-0,02	-0,05	0,55	0,57	0,14	0,07
	12	-0,11	0,11	-0,12	-0,01	-0,14	-0,18	-0,15	-0,19
	13	-0,05	0,11	0,12	-0,02	0,04	0,57	0,08	0,54
	14	-0,10	-0,10	-0,14	-0,01	-0,17	-0,08	-0,18	-0,21
	15	1,00	-0,07	-0,02	-0,02	0,79	0,18	0,14	0,01
	16	0,16	-0,05	-0,06	-0,07	0,19	0,00	-0,09	-0,05
	17	0,26	0,03	0,12	0,09	0,35	0,26	0,22	0,30
	18	-0,06	0,29	0,20	0,08	0,01	0,09	0,18	0,13
	19	0,18	-0,12	-0,07	0,04	0,12	0,24	-0,10	-0,04
	20	0,12	-0,16	0,07	-0,05	0,06	-0,05	-0,06	-0,02
	21	0,03	0,07	0,02	-0,10	0,08	0,32	0,22	0,33
	22	-0,03	0,06	-0,11	0,15	0,03	0,17	-0,17	-0,17
	23	-0,14	0,31	-0,11	0,10	-0,11	0,21	-0,11	0,15
	24	-0,04	-0,20	0,00	-0,14	-0,01	-0,07	-0,05	-0,05
	25	-0,08	-0,14	-0,09	-0,01	-0,14	-0,21	-0,19	-0,20
	26	0,08	0,85	-0,03	0,34	0,14	0,04	0,03	0,02
	27	-0,10	0,36	0,17	0,90	0,27	0,24	0,22	0,31
	28	-0,08	0,07	0,43	-0,09	0,01	-0,06	0,04	0,21
	29	-0,01	0,11	-0,01	-0,02	0,02	0,00	0,47	0,05
	30	0,45	-0,14	-0,03	-0,10	0,32	0,44	-0,05	0,06
	31	-0,10	-0,02	0,20	-0,09	-0,05	0,02	-0,02	0,12
	32	0,06	-0,23	-0,03	-0,17	0,01	-0,02	-0,11	-0,09

Tabela B.3: Correlações - Movimento da Língua

		RMS das CI do EMG							
RMS das CI do EEG		1	2	3	4	5	6	7	8
	1	0,00	0,09	0,08	0,17	0,01	0,08	0,09	-0,02
	2	0,06	0,94	0,69	0,11	0,01	0,09	0,12	0,58
	3	0,09	0,77	0,72	0,19	-0,04	0,14	0,25	0,38
	4	0,04	0,16	0,14	0,15	0,14	0,36	0,11	0,03
	5	-0,01	0,02	0,03	0,01	0,07	0,26	0,02	-0,04
	6	0,06	0,92	0,68	0,15	-0,05	0,13	0,16	0,48
	7	0,08	0,85	0,76	0,23	0,05	0,15	0,29	0,53
	8	0,03	0,17	0,20	0,09	-0,09	0,01	-0,09	0,28
	9	0,08	0,81	0,82	0,20	0,16	0,30	0,32	0,51
	10	0,12	0,86	0,75	0,18	-0,04	0,13	0,20	0,44
	11	0,05	0,83	0,81	0,09	-0,09	0,05	0,20	0,46
	12	-0,04	-0,12	-0,08	-0,04	-0,10	-0,06	-0,03	0,28
	13	0,10	0,93	0,77	0,14	-0,06	0,11	0,21	0,54
	14	-0,04	-0,05	-0,06	-0,06	0,00	-0,04	0,09	0,06
	15	0,10	0,97	0,71	0,14	-0,04	0,10	0,17	0,52
	16	0,08	0,06	-0,01	0,03	0,11	-0,02	-0,05	-0,01
	17	-0,07	-0,02	-0,07	0,20	-0,17	0,04	-0,11	0,22
	18	0,12	0,14	0,62	0,09	0,59	0,34	0,92	0,29
	19	0,05	0,91	0,76	0,13	-0,08	0,08	0,14	0,51
	20	0,14	0,32	0,74	0,10	0,52	0,35	0,88	0,32
	21	-0,01	-0,03	0,09	-0,11	0,11	-0,01	0,16	-0,02
	22	-0,05	0,10	0,13	0,18	-0,04	-0,01	0,17	0,13
	23	0,87	0,01	0,01	0,00	-0,06	-0,05	-0,01	-0,04
	24	-0,01	0,09	0,00	0,04	-0,20	-0,11	-0,15	0,30
	25	-0,10	-0,03	-0,04	-0,09	-0,20	-0,06	-0,14	-0,08
	26	0,10	-0,10	0,01	-0,12	0,29	0,17	0,16	0,12
	27	-0,08	-0,03	-0,06	-0,18	-0,03	0,06	-0,06	-0,15
	28	0,10	0,71	0,87	0,14	0,38	0,42	0,61	0,49
	29	-0,08	0,23	0,09	-0,09	-0,04	-0,16	0,02	-0,06
	30	0,06	0,61	0,72	0,18	-0,02	0,14	0,27	0,36
	31	0,07	0,39	0,61	0,41	0,36	0,45	0,47	0,47
	32	0,10	0,67	0,79	0,19	0,27	0,33	0,54	0,45